

# TRABAJO FIN DE MÁSTER

## ANÁLISIS DE LA DIVERSIDAD ESTRUCTURAL EN PAISAJES DINÁMICOS AFECTADOS POR INCEN- DIOS FORESTALES MEDIANTE LIDAR-PNOA

**PERE JOAN GELABERT VADILLO**

***Directores: M<sup>a</sup> Teresa Lamelas Gracia y Darío Domingo Ruíz***

**Máster Universitario en**

**Tecnologías de la información geográfica para la ordenación del te-  
rritorio: sistemas de información geográfica y teledetección**

**Diciembre de 2017**



**Universidad  
Zaragoza**

**Departamento de Geografía  
y Ordenación del Territorio**





**Resumen:** Los datos LiDAR (Light Detection and Ranging) del PNOA (Plan Nacional de Ortofotografía Aérea) constituyen una fuente de datos con infinitas aplicaciones aún por desarrollar. El presente estudio tiene como objetivo evaluar la capacidad de dichos datos para la estimación de la biodiversidad estructural, útil para la gestión forestal, en masas forestales regulares de *Pinus halepensis* Miller afectadas por incendios forestales de manera recurrente. Las masas analizadas están localizadas en los Montes de Zuera y Sierra de Luna, en la depresión central del Ebro (Zaragoza). El material utilizado como fuente de información son los datos LiDAR-PNOA de la segunda cobertura de baja densidad de puntos ( $2 - 1,1$  puntos  $m^{-2}$ ), que al estar en un nivel de procesamiento inicial requirieron su filtrado con el algoritmo MCC v.2.1., para discernir entre puntos pertenecientes al suelo y los pertenecientes a vegetación. Como métricas de biodiversidad estructural se aplicaron los índices LHDI (LiDAR height diversity Index) y LHEI (LiDAR height evenness index), además de diversas métricas relacionadas con la estructura vertical y la continuidad horizontal de la vegetación. Con el test de Kruskal Wallis, para contrastar las hipótesis, se analizaron las diferencias entre medias de todas las variables por diferentes agrupaciones; resultando existir en todos los casos diferencias significativas. Si se analizan los incendios recientes se observa la agrupación de la mayoría de los retornos en los primeros intervalos de altura. En torno al 80% de los retornos se ubican entre 0,5 y 3 m, lo que muestra un bajo índice de diversidad estructural y de equidad por el predominio del estrato arbustivo. En cambio, con el paso del tiempo la proporción de retornos se redistribuye entre un mayor número de rangos de altura, a causa del crecimiento del estrato arbóreo, generando así un aumento de la diversidad estructural y de la equidad. Una vez calculados y analizados los índices y métricas se procedió a realizar una clasificación digital supervisada, utilizando dichas variables para comprobar si los diferentes patrones de diversidad estructural permiten diferenciar la ocurrencia o no de un incendio previo y la fecha del mismo. Se utilizaron por tanto dos leyendas, una enfocada a la delimitación de áreas quemadas y no quemadas, con una precisión global de 82,75%, y otra a la identificación de las diferentes fechas de incendio, así como la zona no quemada, con una precisión del 52,5%. Los resultados demuestran la utilidad de la información derivada de los datos LiDAR-PNOA para generar información referida a la delimitación de áreas incendiadas.

**Palabras Clave:** LiDAR, PNOA, biodiversidad, diversidad estructural, incendios forestales, y clasificación digital supervisada

**Abstract:** LiDAR (Light Detection and Ranging) data from the PNOA (Plan Nacional de Ortofotografía Aérea) is a useful data source to develop multiple applications. The aim of this study is to evaluate the ability of those data to estimate structural biodiversity, as a useful tool for forest management in regular pine forests of *Pinus halepensis* Miller affected recurrently by forest fires. The study area is located in Montes de Zuera and Sierra de Luna, in the central valley of Ebro River (Zaragoza). LiDAR-PNOA data, from the second coverage, with a density ranging from 1.1 to 2 points  $m^{-2}$  was used. LiDAR point clouds were filtered using MCC algorithm v.2.1. to extract the ground points, as the processing level was low. LHDI (LiDAR height diversity Index) and LHEI (LiDAR height evenness index) structural biodiversity metrics were calculated, as well as several metrics related to vertical structure and horizontal continuity of vegetation. With the Kruskal Wallis test, to test the hypotheses, the differences between means of all the variables were analyzed by different groups; there are significant differences in all cases. If we analyze the most recent group of fires, the majority of returns are within the first height intervals. Around 80% of the returns are between 0.5 and 3 m. Consequently, the structural diversity and evenness indexes present low values due to the predominance of the shrub stratum. On the other hand, the areas burned a few decades ago show a distribution of LiDAR returns within several height ranges, due to growth of the tree stratum, generating an increase of structural diversity and evenness. Once the indexes and metrics were calculated and

*analyzed, a supervised digital classification was performed, using these variables to check if the different patterns of structural diversity allow to differentiate the occurrence or not of a previous fire and the year of occurrence. Two legends were used, one focused on the delimitation of burned and unburned areas, with an overall precision of 82.75% and another one to identify the different dates of fire, and also the unburned area, with an overall precision of 52.5%. The results demonstrate the usefulness of LiDAR-PNOA data derived information to accurately delimit burned areas.*

**Key Words:** *LiDAR, PNOA, biodiversity, structural diversity, forest fire, supervised digital classification.*

## **Agradecimientos**

Este trabajo ha sido desarrollado y financiado dentro del programa de becas del Instituto de Investigación en Ciencias Ambientales de Aragón (IUCA).

Aprovechando la coyuntura quiero reconocer todo el esfuerzo, la dedicación y el apoyo que me han ofrecido la Dra. M<sup>a</sup> Teresa Lamelas, el doctorando Darío Domingo y el Dr. Antonio Montealegre que han hecho posible este trabajo.

También quiero agradecer la posibilidad de integración, para realizar las prácticas, que me ha brindado el grupo de investigación GEOFOREST además del material fotográfico prestado.

En el ámbito más personal quiero agradecer a todos el apoyo prestado. Principalmente a mi familia por la oportunidad de poder estudiar fuera de casa, a Miquel y Óscar por la buena convivencia diaria y especialmente a Bea por haberme acompañado y aconsejado en esta etapa de mi vida.

## Índice

1.	Introducción .....	1
1.1.	Antecedentes.....	1
1.2.	Hipótesis y objetivos .....	4
2.	Materiales y métodos .....	5
2.1.	Área de estudio.....	5
2.2.	Datos LiDAR-PNOA .....	7
2.3.	Pre-tratamiento de los datos LiDAR-PNOA .....	10
2.4.	Variables que caracterizan la biodiversidad estructural.....	11
2.4.1	Índices de biodiversidad.....	12
2.4.2	Métricas de estructura vertical del bosque.....	13
2.4.3	Métricas de continuidad horizontal en la estructura .....	14
2.5.	Análisis realizados .....	14
2.5.1.	Comparación de medias .....	14
2.5.2.	Clasificación digital.....	15
3.	Resultados.....	17
3.1.	Variables que caracterizan la biodiversidad estructural.....	17
3.2.	Comparación de medias.....	21
3.3.	Clasificación digital.....	24
4.	Discusión.....	26
5.	Conclusiones.....	28
6.	Bibliografía .....	29

## Índice de figuras

<b>Figura 1.</b> Jerarquía de los tres atributos de biodiversidad. Modificado a partir de Noss (1990).....	1
<b>Figura 2.</b> Número de publicaciones por año con temática referida a la explotación de datos LiDAR en espacios forestales. Elaboración propia a partir de datos de Web of Science (2017).....	3
<b>Figura 3.</b> Comportamiento de un pulso láser emitido por un sistema de pulsos discretos en un entorno forestal. Fuente: Vosselman y Maas (2010). ....	4
<b>Figura 4.</b> Diagrama resumen del proceso metodológico. ....	5
<b>Figura 5.</b> Área de estudio.....	6
<b>Figura 6.</b> Evolución temporal de la primera cobertura LiDAR del proyecto PNOA 2008-2015. Fuente: Ojeda (2017).....	8
<b>Figura 7.</b> Evolución temporal, en su tercer año, de la segunda cobertura LiDAR del proyecto PNOA. Fuente: Ojeda (2017).....	8
<b>Figura 8.</b> Planificación entre Administraciones Públicas para la realización del vuelo PNOA-LiDAR 2016 en Aragón. Elaboración Propia. Fuente: IGEAR. ....	10
<b>Figura 9.</b> Procedimiento del algoritmo de filtrado. Fuente: Evans y Hudak (2007). ....	11
<b>Figura 10.</b> Diferencia entre la estructura vertical de la vegetación quemada y no quemada (ejemplo incendio 4). ....	12
<b>Figura 11.</b> Árbol de decisión para la elección del test de contraste de hipótesis más adecuado.....	16
<b>Figura 12.</b> Porcentaje de retornos en intervalos de altura. A) Incendios recientes, B) Incendios antiguos, C) Todos los incendios.....	18
<b>Figura 13.</b> Diferencias entre estratos en el incendio de 1986.....	19
<b>Figura 14.</b> A) Fotografía del pinar en el incendio 1995 y B) fotografía del pinar de la zona quemada en 1970 y 1995. Fuente: GEOFOREST .....	19
<b>Figura 15.</b> Detección de la anomalía en el incendio. A) Recorte de Cabanillas (2010) recurrencia del área en 1995 y B) Cartografía inicial en la que no ha sido actualizada la reincidencia.....	19
<b>Figura 16.</b> Correlograma, con la correlación de Pearson entre los índices de diversidad estructural y las variables de estructura vertical. ....	20
<b>Figura 17.</b> A) Media del P <sub>99</sub> de la altura en los diferentes incendios y su desviación típica. B) LHDI medio en los diferentes incendios. C) LHDI medio en los diferentes incendios. D) Fracción cabida cubierta. E) Canopy relief ratio. La línea discontinua representa el valor medio de cada métrica en la masa de control. ....	21
<b>Figura 18.</b> Variables seleccionadas para la clasificación digital. ....	24
<b>Figura 19.</b> Resultado cartográfico de la clasificación digital de la leyenda 1. A) Clasificación digital B) situación real. ....	25
<b>Figura 20.</b> Resultado cartográfico de la clasificación digital de la leyenda 2. A) Clasificación digital B) situación real. ....	26

## Índice de tablas

<b>Tabla 1.</b> Identificación de los diferentes incendios. ....	6
<b>Tabla 2.</b> Características técnicas de los vuelos LiDAR en Aragón (2016). ....	9
<b>Tabla 3.</b> Leyendas de las categorías a clasificar. ....	16
<b>Tabla 4.</b> Resultados del test de Kruskal Wallis para la agrupación 1 (G1- cada uno de los incendios entre sí y la zona no incendiada). ....	22
<b>Tabla 5.</b> Resultados del test de Kruskal Wallis para la agrupación 2 (G2 - no incendiado contra incendios más antiguos). ....	22
<b>Tabla 6.</b> Resultados del test de Kruskal Wallis para la agrupación 3 (G3 - no incendiada con los incendios más recientes). ....	22
<b>Tabla 7.</b> Resultados del test de Kruskal Wallis para la agrupación 4 (G4 - no incendiada contra toda el área incendiada). ....	23
<b>Tabla 8.</b> Resultados del test de Kruskal Wallis para la agrupación 5 (G5 - incendios antiguos contra los recientes). ....	23
<b>Tabla 9.</b> Matriz de confusión de la clasificación de la leyenda 1. ....	24
<b>Tabla 10.</b> Matriz de precisión de la clasificación de la leyenda 1. ....	24
<b>Tabla 11.</b> Matriz de confusión de la clasificación de la leyenda 2. ....	25
<b>Tabla 12.</b> Matriz de precisión de la clasificación de la leyenda 2. ....	26
<b>Tabla 13.</b> Precisión general de las clasificaciones digitales. ....	26

# 1. Introducción

## 1.1. Antecedentes

La biodiversidad, de manera simplificada, es la variedad de todos los tipos y formas de vida, desde los genes a las especies a través de una amplia escala de ecosistemas (Gaston, 1996). Cabe matizar que su análisis puede ser abordado desde las diversidades genéticas, de especies o de ecosistemas (Wilson, 1987). Franklin (1988) plantea una visión estructurada de la biodiversidad, introduciendo tres atributos primarios: composición, estructura y función, encajados en una jerarquía de cuatro niveles de organización o escalas de análisis (paisaje regional, ecosistema de las comunidades, población de las especies y genética); mientras que las obras anteriores solo se centraban en aspectos funcionales y filogenéticos (Noss, 1990). McElhinny *et al.* (2005) evidencian que la estructura forestal, definida por Brokaw y Lent (1999) como «*la configuración de la vegetación desde abajo hasta arriba sobre el suelo dentro de una masa forestal*», es más relevante para la evaluación de la biodiversidad en los ecosistemas forestales que la composición genética. Ellos basan tal afirmación en que una mayor diversidad estructural tendrá más nichos ecológicos, en los cuales se albergarán más especies. Dada esta importancia, la estructura vegetal es el indicador cuantitativo que tiene un mayor peso en el criterio 4 (diversidad biológica) de los indicadores cuantitativos Pan-Europeos para la gestión sostenible de los bosques (MCPFE, 2011).

Atendiendo al ensayo de Noss (1990), donde se estructuran jerárquicamente todos los indicadores para el análisis de la biodiversidad, este estudio se ubica en una de las escalas de análisis de menor detalle biológico, pero de gran relevancia a nivel biogeográfico, abordando el análisis de la estructura del paisaje a una escala de ecosistema (figura 1). Entendiendo el paisaje como un espacio definido por su heterogeneidad espacial y temporal (Forman y Gordon, 1981).

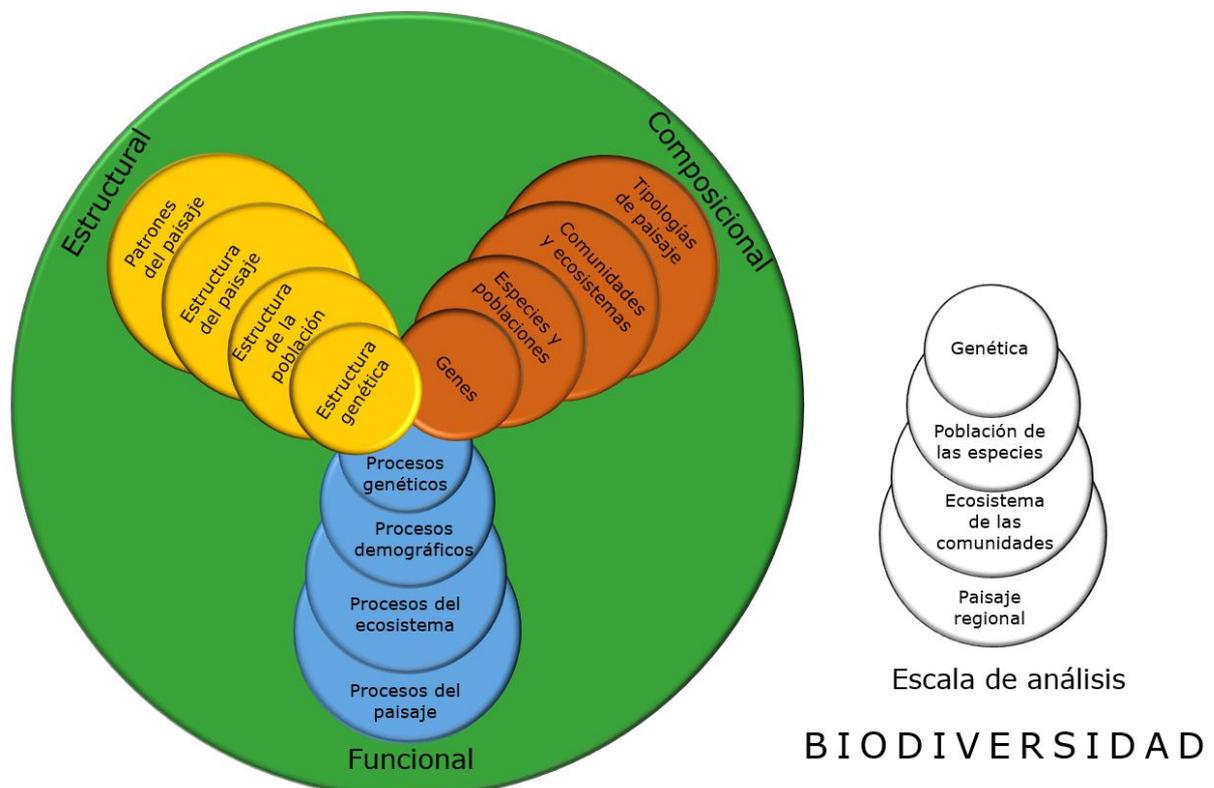


Figura 1. Jerarquía de los tres atributos de biodiversidad. Modificado a partir de Noss (1990).

La biodiversidad se ha medido tradicionalmente mediante índices. De entre todas las tipologías de índices, los de biodiversidad composicional son potentes indicadores de la salud del ecosistema, pero tienen un elevado coste, tanto en términos económicos como de tiempo (Listopad *et al.*, 2015). En cambio, los índices estructurales son más rápidos y económicamente más rentables, pudiéndose medir mediante la realización de trabajo de campo tomando muestras de espacios representativos.

De estos últimos índices, el más común es el índice de biodiversidad de Shannon, derivado de un modelo matemático (Shannon y Warren, 1949), que inicialmente estaba diseñado para proveer información sobre la composición de especies a nivel de mancha<sup>1</sup>. Más adelante, dicho índice se modificó y se adaptó para analizar la estructura vertical (Listopad *et al.*, 2015). El índice de diversidad estructural ofrece una realidad incompleta de la diversidad, para hacer una lectura correcta de la biodiversidad estructural se debe analizar también que la riqueza de especies sea equitativa, es decir, que las especies estén igualmente repartidas en el área (Moreno, 2001). La equidad se analiza utilizando el índice de Pielou, que mide la proporción de la diversidad observada en relación a la máxima diversidad (Moreno, 2001). Listopad *et al.* (2015) ofrecen una adaptación de estos dos índices para calcularlos utilizando la información tridimensional de los datos LiDAR (*Light Detection and Ranging*). En este sentido, la tecnología LiDAR nos permite hacer un exhaustivo muestreo sistemático y de alta precisión a gran escala, como la de paisaje o región, en poco tiempo (Lefsky *et al.*, 2002).

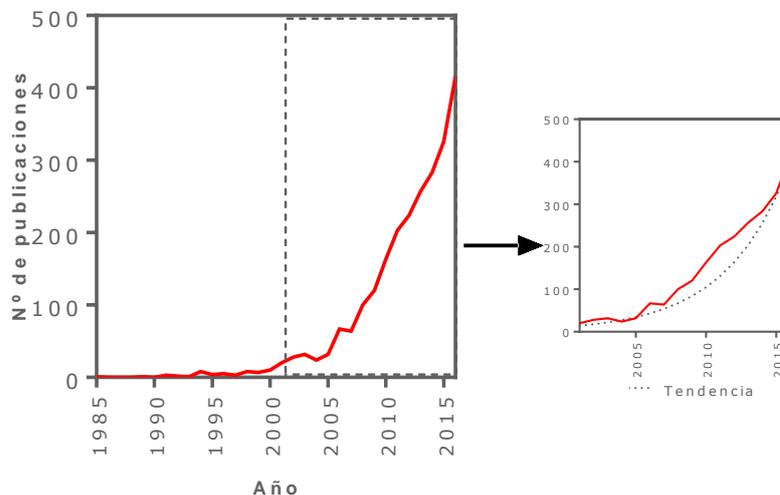
Desde la visión de la gestión forestal, la espacialización de los patrones de diversidad estructural constituye una fuente de información esencial para planificar las estrategias de gestión. La amplia extensión de los espacios forestales dificulta su estudio y este se aborda mediante muestreos representativos en sesiones de trabajo de campo, y para un cubrimiento exhaustivo se hace indispensable la utilización de recursos de teledetección (O'Neill *et al.*, 1997). En este sentido, la tecnología LiDAR-ALS (*Airborne Laser Scanner*) de pulsos discretos es, actualmente, el medio más aceptado para adquirir información topográfica georreferenciada y precisa a gran escala (Montealegre, 2017). A parte de su principal campo de estudio, como es la generación de Modelos Digitales de Elevaciones (MDE) (i.e.: Su y Bork, 2006; Liu, 2008; Aguilar *et al.*, 2010; Gillin *et al.*, 2015), se ha demostrado su utilidad en análisis relacionados con los espacios forestales (i.e.: Lefsky *et al.*, 2002; Lim *et al.*, 2003; Zimble *et al.*, 2003; Smith *et al.*, 2008; Müller *et al.*, 2009; Listopad *et al.*, 2011; Domingo *et al.*, 2017; Montealegre *et al.*, 2017). Como puede observarse en la figura 2, la realización de estudios que usan la tecnología LiDAR aplicada al análisis forestal ha crecido exponencialmente en los últimos años, acelerándose el ritmo de publicación año tras año. El éxito y creciente uso de esta tecnología en espacios forestales se debe al tipo de información tridimensional que ofrece frente a la información radiométrica recogida por los sensores ópticos. Realmente lo que presenta un mayor potencial es el aprovechamiento de las capacidades de cada una de las tecnologías, combinando así datos provenientes de sensores LiDAR y ópticos (i.e.: Riaño *et al.*, 2007; Mutlu *et al.*, 2008; García *et al.*, 2011; Alonso-Benito, *et al.*, 2012).

Dentro de los estudios forestales abordados con tecnología LiDAR cabe destacar los dedicados al análisis de la biodiversidad (i.e.: Zlinszky *et al.*, 2015; Vogeler y Cohen, 2016). Estos estudios parten comúnmente de la asunción de que la estructura vegetal tiene una fuerte influencia en la distribución y reproducción de especies, tanto zoológicas como fitológicas. Una de las temáticas analizadas es la relación existente entre la estructura de las masas forestales y la biodiversidad de avifauna (i.e.: Jones *et al.*,

---

<sup>1</sup> Es un elemento del paisaje que se define como el área internamente homogénea a la escala considerada; diferente de lo que la circunda

2013; Lindberg *et al.*, 2015). Cabe mencionar que dichos análisis precisan de la existencia de bases de datos ornitológicas (Brokaw y Lent, 1999). En este sentido, los datos LiDAR-ALS parecen apropiados para caracterizar la calidad del hábitat y la prevalencia espacial de las especies, en áreas relativamente grandes, con una cobertura elevada del dosel forestal (Seavy *et al.*, 2009; Goetz *et al.*, 2010). También existen experiencias exitosas en la detección de tipologías de combustible (i.e.: Falkowski *et al.*, 2005; Alonso-Benito, *et al.*, 2013; Marino *et al.*, 2016; Montealegre, 2017).



**Figura 2.** Número de publicaciones por año con temática referida a la explotación de datos LiDAR en espacios forestales. Elaboración propia a partir de datos de Web of Science (2017).

De todas las tipologías de sensores LiDAR, la que tiene un uso más extendido es la aerotransportada (ALS) (Maltamo *et al.* 2014). Estos sensores, enfocados al escaneo de la superficie terrestre, utilizan las longitudes de onda propias del infrarrojo cercano ( $\lambda=0,9-1,064 \mu\text{m}$ ), parte del espectro donde la reflectividad de la vegetación, en especial la sana, es elevada (Lefsky *et al.* 2002). Al ser un sistema de teledetección activa, es un sensor que emite su propio flujo electromagnético, por tanto, es independiente de las condiciones de iluminación, siempre teniendo en cuenta las condiciones de transparencia de la atmosfera (Chuvieco, 2010). El inconveniente que tiene el uso de esta región del espectro electromagnético es la absorción de la energía que presentan las nubes, que dificulta su utilización en días nublados (Lefsky *et al.* 2002).

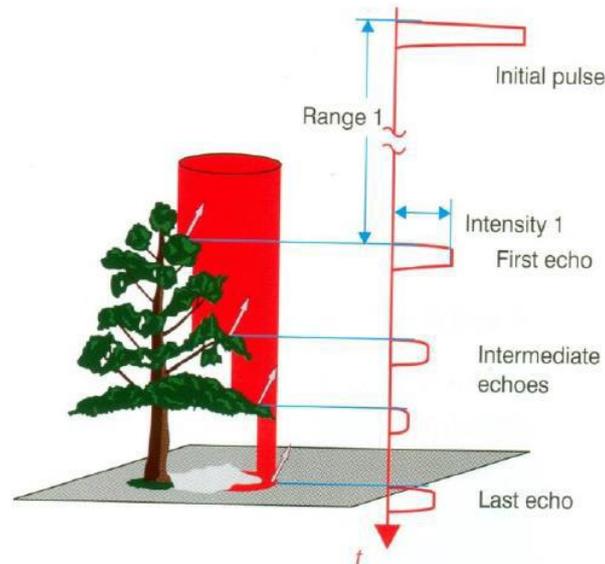
Se distinguen dos tipologías de sistemas LiDAR en función de la forma utilizada para medir la distancia que separa el emisor de la superficie analizada (Vosselman y Maas 2010):

- Los sistemas de onda continua o en inglés *full-waveform*, que registran toda la energía reflejada en forma de onda. Los dispositivos registran el tiempo y la intensidad variable de la energía devuelta de cada pulso láser, proporcionando un registro de la distribución de altura de las superficies iluminadas por el pulso láser.
- Y los sistemas de pulsos discretos o *discrete-returns*, que registran uno o varios retornos por cada pulso láser emitido. El rango o la distancia entre el escáner y un objeto que refleja el pulso se calcula utilizando el tiempo que tarda en completarse el viaje de regreso del pulso al escáner; dicha distancia se calcula siguiendo la ecuación 1.

$$D = v \times \frac{t}{2} \quad (1)$$

Donde  $v$  es la velocidad de pulso de láser y  $t$  es el tiempo que tarda el pulso láser en regresar al emisor desde que es emitido y reflejado por el objeto.

Con los sistemas de pulsos discretos, los pulsos son interceptados por un objeto, parte de esta energía es reflejada y se registra el primer eco en el sensor. Pero cuando el objeto no es sólido, como puede ser la vegetación, la energía penetra pudiendo llegar a las ramas intermedias e incluso al sotobosque y al suelo (figura 3) (Lim *et al.*, 2003).



**Figura 3.** Comportamiento de un pulso láser emitido por un sistema de pulsos discretos en un entorno forestal. Fuente: Vosselman y Maas (2010).

La capacidad de la tecnología LiDAR para recoger información de múltiples retornos en espacios forestales, así como su carácter tridimensional, posibilita estudiar los cambios en la estructura vertical del bosque ocasionados por diversos fenómenos, entre los que se encuentran los incendios forestales, que afectan a las masas forestales mediterráneas. Como se ha comentado anteriormente, la variabilidad de la estructura vertical de un bosque está altamente relacionada con la biodiversidad existente. Por este motivo, el presente trabajo pretende abordar el estudio de la biodiversidad a través de la explotación de datos tridimensionales LiDAR-ALS del PNOA (Plan Nacional de Ortofotografía Aérea).

### 1.2. Hipótesis y objetivos

La hipótesis de partida es que la información tridimensional obtenida mediante teledetección con sensores activos LiDAR de baja densidad permite estimar diversos indicadores estructurales que posibilitan evaluar el efecto de los incendios sobre la biodiversidad en masas forestales de *Pinus halepensis* Miller (denominado a partir de ahora pino carrasco).

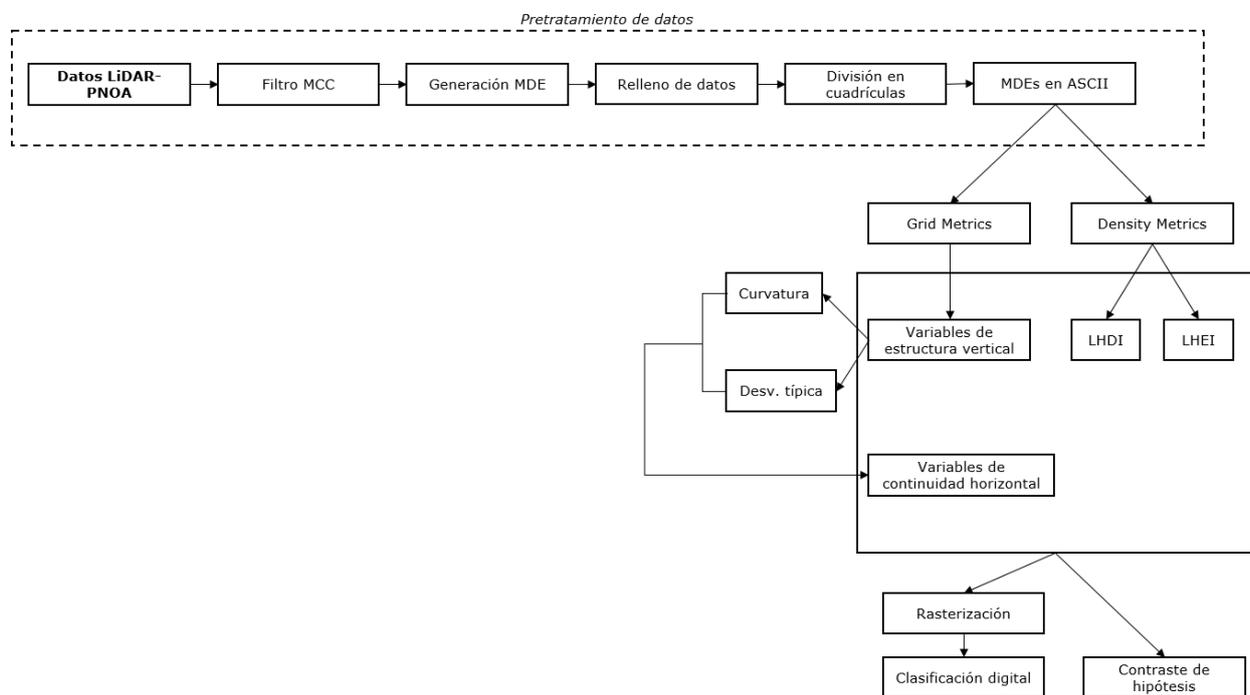
El objetivo principal del presente trabajo es la estimación de la biodiversidad estructural en masas forestales de pino carrasco utilizando datos LiDAR-PNOA de baja densidad. Además del principal, se pretende comprobar si un espacio forestal ha sido afectado o no por incendio en las últimas décadas y determinar su antigüedad a partir de su composición estructural mediante variables LiDAR.

Constituyen objetivos específicos:

- Exploración de la biodiversidad y de las características estructurales de masas forestales de pino carrasco afectadas o no por incendio forestal.
- Pretratamiento de los datos LiDAR-PNOA de la segunda cobertura para la obtención de parámetros estadísticos de la nube de puntos relacionados con la biodiversidad.
- Análisis de la existencia de diferencias en la biodiversidad estructural de las zonas no incendiadas frente a zonas afectadas por incendios en diferentes fechas, mediante la comparación de medias.
- Delimitación y cartografía de zonas incendiadas mediante clasificación digital.
- Obtención de información útil para la gestión y ordenación sostenible de las masas forestales de pino carrasco en un ambiente mediterráneo.

## 2. Materiales y métodos

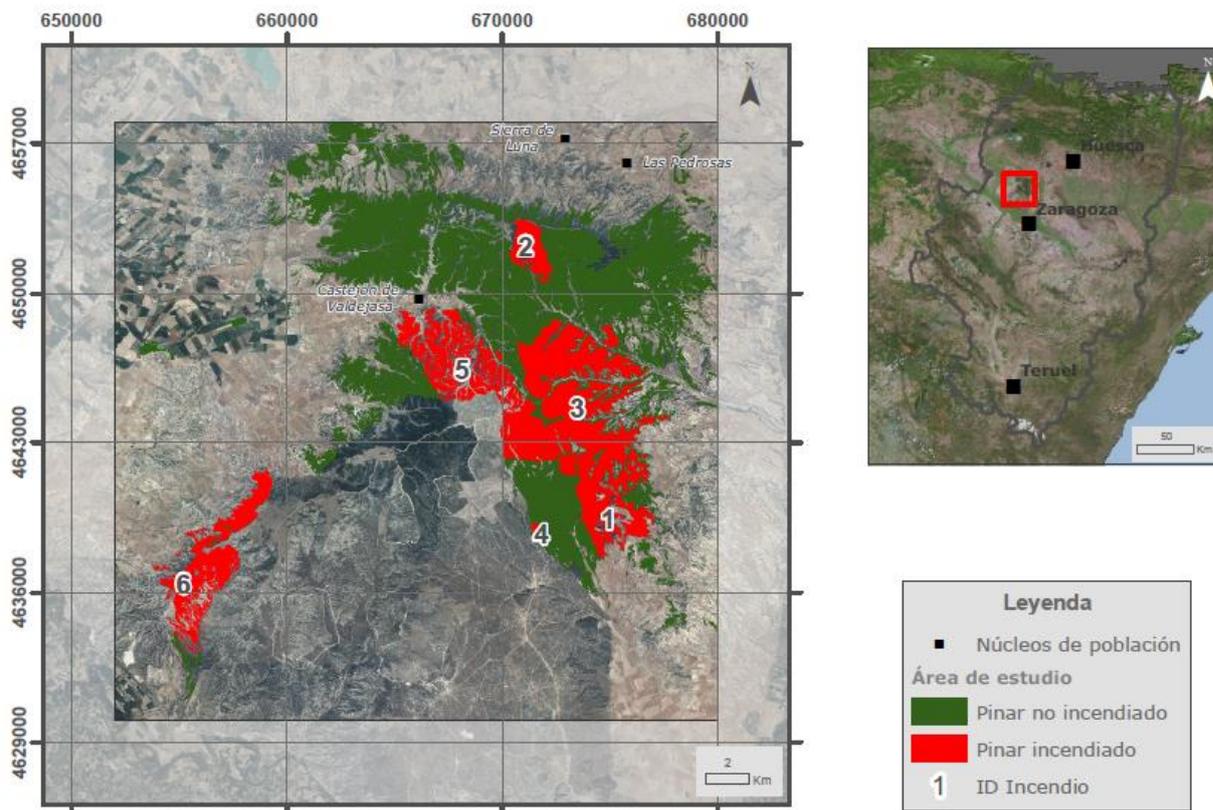
A modo de resumen, a continuación se presenta un diagrama de todo el procedimiento metodológico aplicado (figura 4):



**Figura 4.** Diagrama resumen del proceso metodológico.

### 2.1. Área de estudio

El área objeto de estudio se localiza en la Depresión del Ebro, amplia fosa tectónica, limitada al norte por los Pirineos, al sur por el Sistema Ibérico y al este por la Cordillera Litoral Catalana; recorrida longitudinalmente por el río Ebro (Peña y Lozano, 2004). Concretamente se sitúa en el este de los Términos Municipales (TM) de Tauste y Pradilla de Ebro; Norte de los TM de Zaragoza, Torres de Berrellén y Villanueva de Gállego; Oeste de Zuera; casi la totalidad del TM de Castejón de Valdejasa y el Sureste del TM de Ejea de los Caballeros (figura 5). La masa forestal existente en el área de estudio ha sido incendiada de forma recurrente en diferentes episodios (Cabanillas, 2010). En la tabla 1 se detallan las especificaciones de los incendios.



**Figura 5.** Área de estudio.

Respecto al clima, el área se enmarca dentro de los denominados mediterráneos continentalizados. La presencia de las cadenas montañosas limitantes al norte y sur contribuyen a amplificar los contrastes térmicos entre el verano y el invierno y a obstaculizar la entrada de borrascas, de aquí su aridez, siendo esta reforzada por la acción del viento que por la disposición topográfica favorece su circulación en forma de fuertes rachas que reciben el nombre de Cierzo (Cuadrat, 2004).

**Tabla 1.** Identificación de los diferentes incendios.

ID incendio	Año del incendio
1	1979
2	1986
3	1995
4	2006
5	2008
6	2009

Topográficamente, la zona presenta elevaciones que oscilan aproximadamente entre los 210 m.s.n.m., en el extremo SW cercano al río Ebro, y los 775 m.s.n.m. en la Sierra de las Pedrosas. Desde el punto de vista litológico, el área de estudio presenta una alternancia entre materiales calcareníticos, calizos y conglomerados del cuaternario (IGME, 2003).

La vegetación del área de estudio, según la cartografía del III Inventario Forestal Nacional (Banco de datos de la naturaleza, 2007), está compuesta principalmente por masas arbóreas de pino carrasco, en las que se incluyen en su sotobosque especies como *Quercus ilex subsp. Rotundifolia*, *Quercus coccifera* y *Juniperus oxycedrus*. Existen también espacios cubiertos por cultivos de secano y matorral esclerófilo así como por algunos campos de cultivo abandonados, principalmente en el sector ocupado por el campo de maniobras y tiro del Centro de Adiestramiento (CENAD) "San Gregorio".

Concretamente el estudio se focaliza sobre masas arbóreas de pino carrasco en superficies incendiadas. El pino carrasco es la especie arbórea más representativa de las zonas semiáridas mediterráneas, ocupando más del 50% de la superficie forestal de la comunidad autónoma de Aragón. Es una especie heliófila, termófila, xerófila, pirófila y de porte mediano. Tiene una distribución altitudinal óptima entre el nivel del mar y los 800 m. Su copa es piramidal durante los primeros años y posteriormente, alrededor de los 20 años, toma un contorno lobulado, siempre es clara y luminosa, debido a la escasez de follaje (Cabanillas, 2010); favoreciéndose así la penetración del haz láser de los sistemas LiDAR hasta el sotobosque (Manrique-Alba *et al.*, 2015).

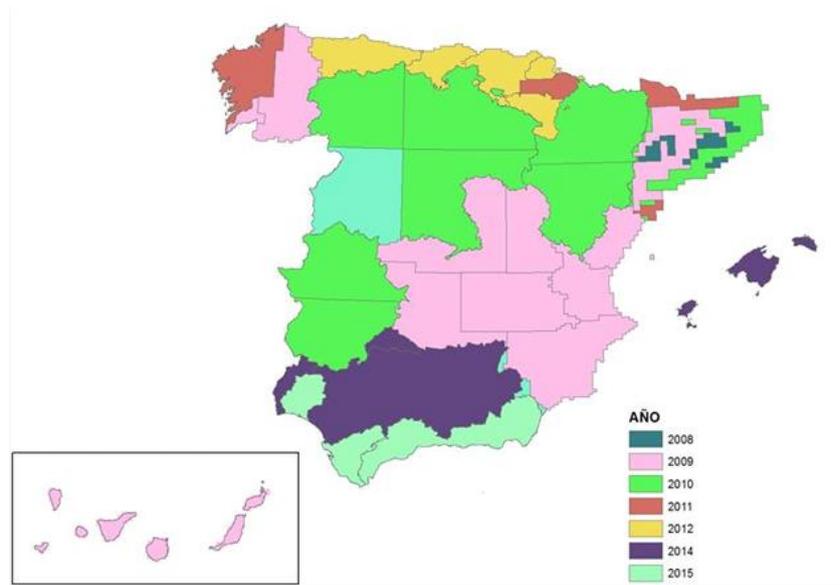
## 2.2. Datos LiDAR-PNOA

El anexo II de la propuesta de directiva del Parlamento Europeo y del Consejo por la que se establece una infraestructura de información espacial en la Comunidad (INSPIRE) (COM/2004/516/0175 (COD)) establece que las ortofotografías y los MDE generados serán cartografía básica de referencia (IGN, 2015). En este contexto, surge la necesidad de elaborar una serie de vuelos periódicos para dar cobertura a la realización de las fotografías aéreas y para ello se elabora el PNOA. Este plan tiene el objetivo de obtener ortofotografías aéreas digitales con resolución de 25 y 50 cm y MDE, generados con técnicas de restitución fotogramétrica, de todo el territorio español, con un período de actualización de 2-3 años, según las zonas. Se trata de un proyecto cooperativo y cofinanciado entre la Administración General del Estado y las Comunidades Autónomas que se enmarca, junto con el Plan Nacional de Teledetección (PNT), dentro del Plan Nacional de Observación del Territorio (PNOT) (IGN, 2015). La dirección del proyecto es asumida por el Ministerio de Fomento, a través de la Dirección General del Instituto Geográfico Nacional (IGN) y el Centro Nacional de Información Geográfica (CNIG) y se coordina con los demás Ministerios interesados y con cada Comunidad Autónoma, que a su vez coordina a las Consejerías competentes (Ojeda, 2017).

La Directiva 2007/60/CE del Parlamento Europeo y del Consejo, de 23 de octubre de 2007, relativa a la evaluación y gestión de los riesgos de inundación, motivó la modificación del Reglamento del Dominio Público Hidráulico (RDPH) a través del Real Decreto 9/2008, de 11 de enero. La citada modificación del RDPH creó el Sistema Nacional de Cartografía de Zonas Inundables, el cual ya almacena numerosa información cartográfica sobre la determinación del dominio público hidráulico y la cartografía de zonas inundables en la mayor parte de las demarcaciones hidrográficas. Para llevar a cabo dicha cartografía se recurre a la tecnología LiDAR. Pese a ser una tecnología muy costosa, se llegó a la evidencia de que sobrevolar grandes áreas era económicamente más rentable que solo sobrevolar las zonas del RDPH. Por tanto, en este momento se incorpora la tecnología LiDAR al PNOA. Dicha incorporación estaba prevista principalmente para elaborar los MDE, de un paso de malla de 5x5 m, ya que con esta tecnología se puede alcanzar una precisión altimétrica en la malla  $<0,5$  m, mientras que el método anterior ofrecía una precisión  $<1$  m en las imágenes con una resolución de 0,25 m y una precisión  $<2$  m en las imágenes de 0,5 m. Finalmente, a esta información LiDAR se le ha dado usos variados, como el control de infraestructuras, de edificios y, el caso que se analiza en este trabajo, la vegetación forestal (Ojeda, 2017).

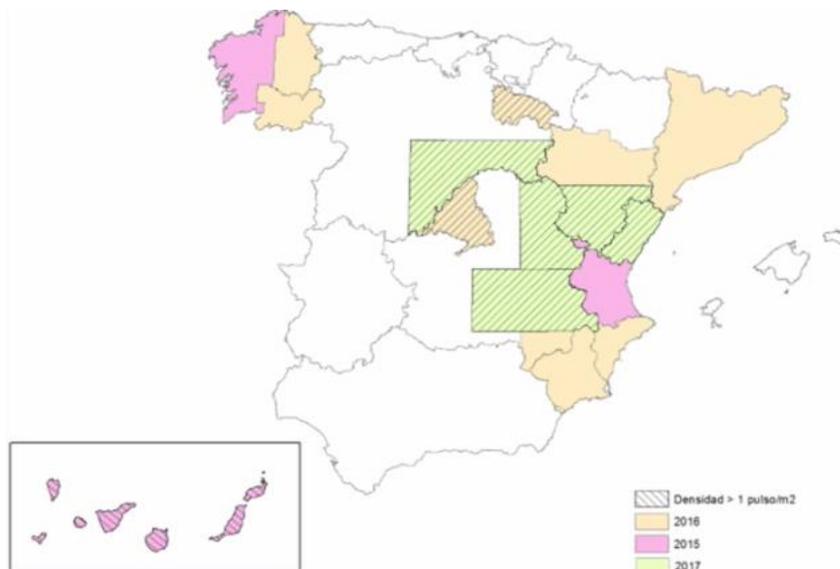
La primera cobertura total del territorio nacional, con una resolución nominal de 0,5 puntos  $m^{-2}$ , se finalizó en el año 2015. Dada esta primera y satisfactoria experiencia, se propuso el objetivo de disponer de una cobertura actualizada cada seis años y, en consecuencia, ese mismo año 2015 se empezó la segunda cobertura, de la cual son los datos que se explotan en el presente trabajo.

Respecto a la primera cobertura, se puede observar un descenso en la captura de información en el año 2011, que coincide con la crisis económica que sufrió el país y la consecuente reducción del gasto público. Pese a ello, dada la importancia e impacto del proyecto, se decidió continuar con los recursos económicos disponibles hasta llegar a terminar toda la cobertura (Ojeda, 2017) (figura 6).



**Figura 6.** Evolución temporal de la primera cobertura LiDAR del proyecto PNOA 2008-2015. Fuente: Ojeda (2017).

La segunda cobertura comenzó en 2015, año en el que se voló la provincia de Valencia y el oeste de Galicia. En el año 2016 se recogieron los datos de las zonas de Murcia, Alicante, sur de Albacete, Cataluña, Orense, Lugo, parte de las provincias de Zaragoza y Huesca y la totalidad de Madrid y La Rioja, a una resolución nominal superior a  $1 \text{ punto m}^{-2}$ , dejando así cubierto, aproximadamente, una tercera parte del territorio nacional. Actualmente están programados los vuelos para Teruel, Castellón, el sureste de Castilla y León y el este de Castilla la Mancha (Ojeda, 2017) (figura 7).



**Figura 7.** Evolución temporal, en su tercer año, de la segunda cobertura LiDAR del proyecto PNOA. Fuente: Ojeda (2017).

En el caso concreto de Aragón, los datos de la segunda cobertura han sido capturados tanto por el IGN como por el Instituto Geográfico de Aragón (IGEAR). En el primer caso, la extensión de los datos abarca la provincia de Zaragoza y la parte más septentrional de Teruel (un total de  $17.960 \text{ km}^2$ ), y en el segundo, se sobrevoló la parte meridional de la provincia de Huesca, correspondiente a la comarca de las Cinco Villas

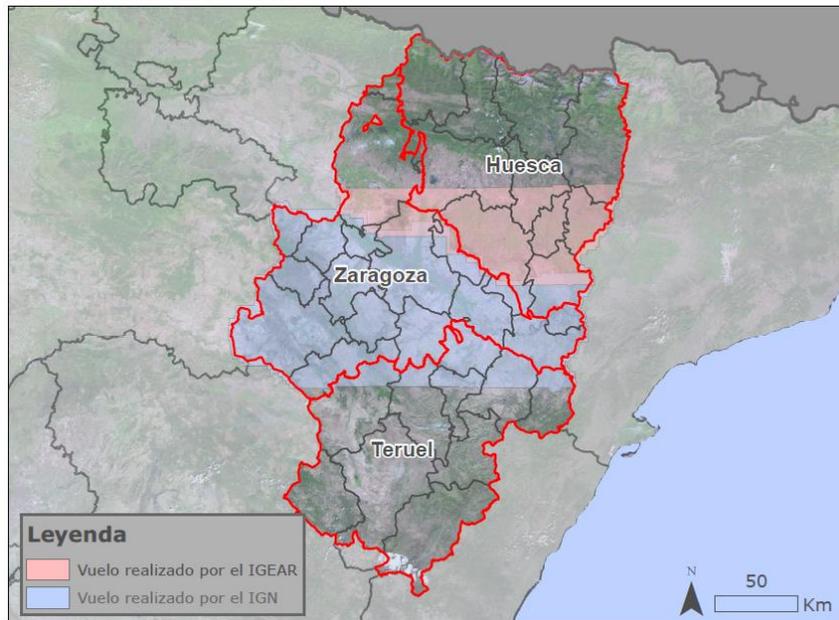
y la parte septentrional de la comarca de Zaragoza (un total de 6.070 km<sup>2</sup>) (figura 8). Estos datos aún no están a disposición pública y han sido cedidos al grupo de investigación GEOFOREST de la Universidad de Zaragoza, presentando menores niveles de procesamiento que los ficheros de la primera cobertura LiDAR-PNOA, incluidos en la zona de descargas del CNIG. Se trata de datos validados, en los que se garantiza que en el 95% de los casos existe un error  $\leq$  a 0,80 m y no existe ningún punto con un error superior a 1,20 m. Dichos archivos tienen las alturas referidas al elipsoide, y no referidas al nivel del mar en Alicante, no tienen aplicada la clasificación estándar de la ASPRS (*American Society for Photogrammetry and Remote Sensing*), ejecutada con el filtro de Axelsson (2000) y que está implementado en el software propietario TerraScan®, y tampoco están coloreados con las bandas RGB de la ortofotografía. Las características técnicas de los vuelos se detallan a continuación (tabla 2)

**Tabla 2.** Características técnicas de los vuelos LiDAR en Aragón (2016).

	<b>IGN</b>	<b>IGEAR</b>
<i>Sensor</i>	LEICA ALS80 sn 8192	LEICA ALS80 sn 8192
<i>Ángulo de escaneo</i>	Variable de 20 a 45°	Variable de 40 a 50°
<i>Frecuencia de escaneado</i>	Variable de 33 A 59 Hz	Variable de 28 A 34 Hz
<i>Frecuencia de pulso</i>	Variable de 92.000 A 286.000 Hz	Variable de 176.000 A 250.000 Hz
<i>Resolución espacial. Densidad promedio</i>	2 puntos m <sup>-2</sup>	1,1 puntos m <sup>-2</sup>
<i>Capacidad de detectar múltiples retornos para un mismo pulso</i>	4 retornos	4 retornos
<i>Precisión global horizontal nadiral después del procesado</i>	E <sub>min</sub> =-0,213 E <sub>max</sub> =0,266	E <sub>min</sub> =-0,149 E <sub>max</sub> =0,149
<i>Precisión general altimétrica: error medio cuadrático</i>	RMSE = 0,102	RMSE = 0,085
<i>Altura de vuelo</i>	mínima = 1.182 m. máxima = 3.250 m. promedio = 3.100 m.	mínima = 2.700 m. máxima = 3.400 m. promedio = 3.200 m.
<i>Velocidades del avión</i>	mínima = 241 km/h. máxima = 296 km/h. promedio = 260 km/h.	mínima = 241 km/h. máxima = 296 km/h. promedio = 260 km/h.

Esta información es distribuida en archivos con formato \*.las, que, además de los atributos de posición (x,y,z), ofrecen información referida a la intensidad, número de retornos, borde de la línea de vuelo, dirección de escaneo, clasificación, etc. (ASPRS, 2016).

En el caso concreto del área de estudio, de las 196 cuadrículas, con una extensión de 2x2 km, de datos LiDAR que la componen, 16 han sido capturadas por el IGN y las restantes por el IGEAR.



**Figura 8.** Planificación entre Administraciones Públicas para la realización del vuelo PNOA-LiDAR 2016 en Aragón. Elaboración Propia. Fuente: IGEAR.

### 2.3. Pre-tratamiento de los datos LiDAR-PNOA

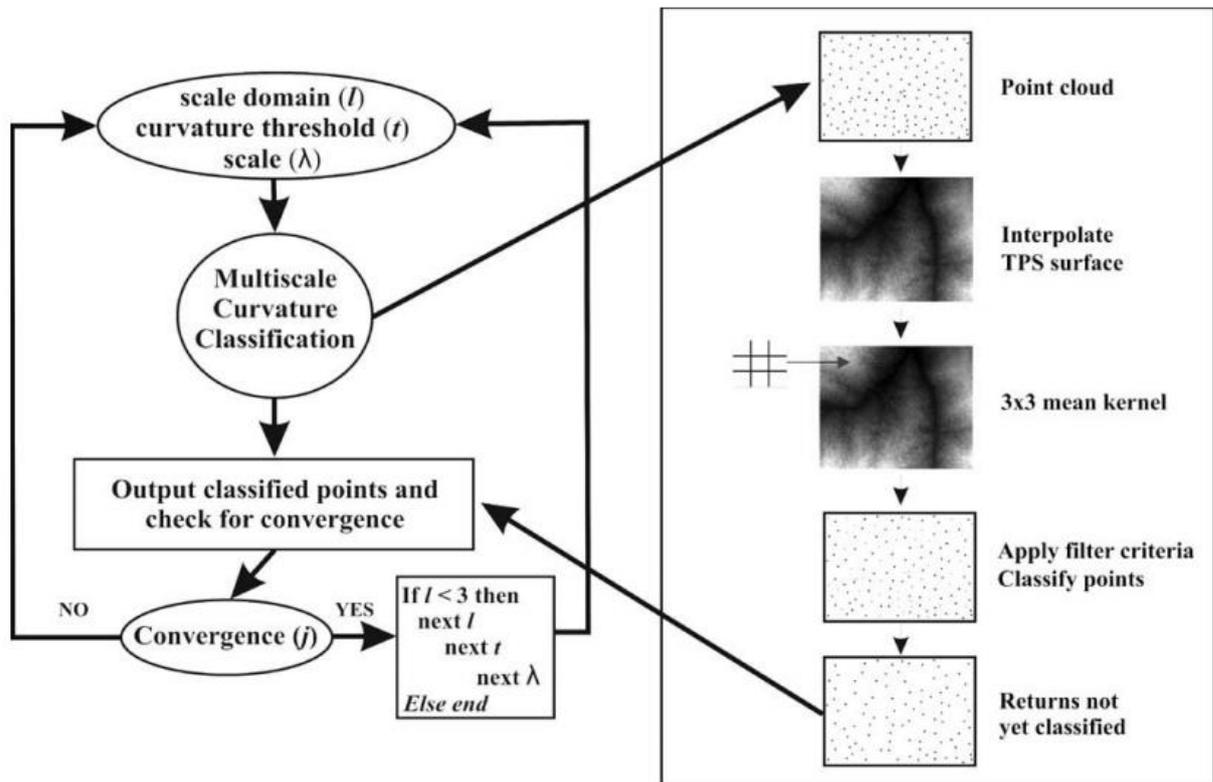
Los datos proporcionados no estaban clasificados, por lo que para diferenciar entre los puntos pertenecientes a suelo u objeto se recurrió a su filtrado, utilizando un filtro basado en superficie. De acuerdo con Montealegre *et al.* (2015a) el filtro que mejor se adapta a los datos LiDAR de la primera cobertura del PNOA para aplicaciones forestales, es el que usa el algoritmo de clasificación de curvatura multiescala implementado en el software MCC-LIDAR v.2.1 (Evans y Hudak, 2007). En ausencia de estudios concretos sobre el filtrado de los datos LiDAR de la segunda cobertura del PNOA y teniendo en cuenta la similitud de características entre ambas capturas, se decidió utilizar este filtro, que crea una superficie paramétrica que se aproxima a la superficie de la tierra con una zona de seguridad que define una región en un espacio tridimensional (3-D), donde se espera que se ubiquen los puntos de suelo (Montealegre *et al.*, 2015a). Para crear la superficie se utiliza una interpolación lineal robusta, basada en el cálculo de mínimos cuadrados con un conjunto de funciones de pesos (Montealegre, 2017). Inicialmente se consideran todos los puntos de la nube como suelo desnudo y se van eliminando los que no se ajustan al modelo de superficie mediante iteraciones sucesivas (Vosselman y Maas, 2010).

Es importante indicar que dicho algoritmo precisa de la especificación de dos parámetros: i) la escala "s", dependiente del tamaño de los objetos presentes en la escena, así como del espaciado entre los puntos LiDAR, y ii) el umbral de curvatura "t", que expresa la tolerancia de la curvatura para el dominio de la escala. Tal y como afirman los autores de la publicación estos valores deben ser  $s=1$  y  $t=0.3$ .

La implementación de MCC (figura 9) precisa de la definición de un vector  $Z(s)$ , el cual contiene las coordenadas  $x$ ,  $y$ ,  $z$  de todos los retornos LiDAR. El vector  $Z(s)$  es usado para interpolar una superficie ráster. Una ventana móvil o *kernel* de  $3 \times 3$  píxeles, con el estadístico de la media, es pasado sobre la superficie interpolada y se define un nuevo vector  $x(s)$ , el cual es coincidente con  $Z(s)$ , que contienen las coordenadas ( $x$ ,  $y$ ) y el valor de la elevación media. Después se calcula la variable  $c$  que es la suma del parámetro  $t$  al vector  $x(s)$  mediante la ecuación 2.

$$c = x(s) + t \quad (2)$$

Entonces si  $Z(s)$  es mayor que  $c$  el punto es clasificado como objeto. Finalmente se repite el proceso para los puntos aun no clasificados.



**Figura 9.** Procedimiento del algoritmo de filtrado. Fuente: Evans y Hudak (2007).

Una vez filtrados los datos se cargan los nuevos ficheros filtrados en un "lasdataset" y se importan en el software ArcGIS para producir los MDE, seleccionando exclusivamente los puntos de suelo. Para ello, se utiliza la herramienta "las dataset to raster" aplicando el método de interpolación mediante triangulación. Al igual que con el método de filtrado, y en ausencia de estudios específicos, este interpolador es considerado el más adecuado en entornos forestales mediterráneos (Montealegre *et al.* 2015b). Es preciso considerar también, como se ha mencionado con anterioridad, la similitud de características en los datos LiDAR (ver script 1 del anexo 1).

Al existir reducidas zonas no capturadas en la toma de datos por parte del PNOA, para poder obtener información aproximada de dichas zonas, se han fusionado todos los MDE en un mosaico y en él se ha derivado la información a través de sus vecinos con la aplicación de un operador focal; dónde se desplazaba una ventana móvil o *kernel* de 3x3, aplicando la media de los vecinos. Con el fin de mantener los valores reales y solamente substituir los valores nulos, se ejecutó la siguiente sentencia en la calculadora ráster:

Con ("IsNull\_raster" == 1, "focal\_st", "raster\_original")

Esta sentencia se lee de la siguiente manera: se establece la condición de que si en el ráster se da el valor nulo (==1) este valor 1 debe ser substituido por el valor generado en el proceso de estadística focal, en cambio si el valor es no nulo (!=1) este valor !=1 debe ser substituido por el valor original.

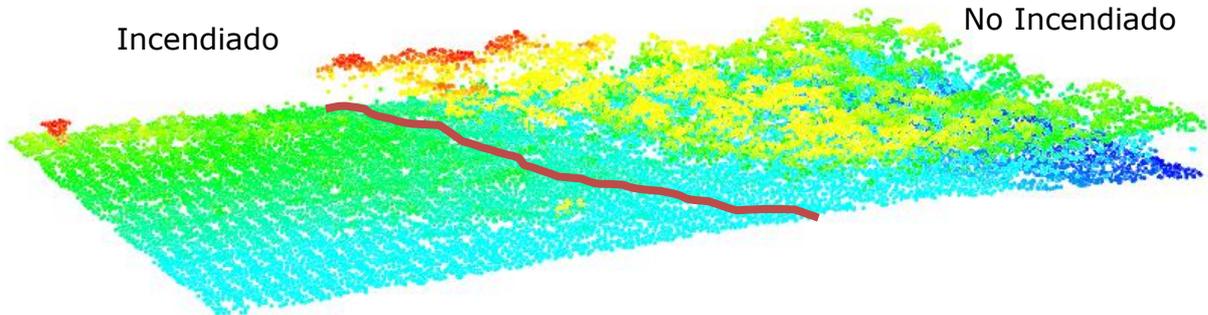
#### 2.4. Variables que caracterizan la biodiversidad estructural

Para realizar la exploración de la biodiversidad y de las características estructurales de las masas forestales de pino carrasco se han utilizado tres tipologías de variables: i) índices de biodiversidad; ii) métricas de estructura vertical del bosque y iii) métricas de continuidad horizontal en la estructura. Estas variables serán, con posterioridad, utilizadas en el análisis de comparación de medias, con el objetivo de identificar

diferencias en la biodiversidad estructural de las zonas no incendiadas frente a zonas afectadas por incendios en diferentes fechas, así como en la clasificación digital para la delimitación de zonas incendiadas.

#### 2.4.1 Índices de biodiversidad

En el apartado de índices de biodiversidad se calculan dos: i) LHDI (*LiDAR height diversity Index*) y ii) LHEI (*LiDAR height evenness index*) (Listopad *et al.*, 2015). Previamente, se realizó una visualización 3D de la nube de puntos para identificar los cambios verticales existentes entre la zona quemada y la no quemada (ver figura 10).



**Figura 10.** Diferencia entre la estructura vertical de la vegetación quemada y no quemada (ejemplo incendio 4).

En relación a los dos índices de biodiversidad mencionados, del modelo matemático de la comunicación de Shannon y Warren (1949) se deriva el índice de biodiversidad de Shannon ( $H'$ ) que es un indicador que nos permite medir la biodiversidad específica -referida a la variedad de géneros, especies, subespecies, variedades, formas, razas- (Magurran, 1988). Este índice es definido por la ecuación 3.

$$H' = -\sum[(p_i) \times \ln(p_i)] \quad (3)$$

Donde  $p_i$  es la proporción representada por la especie  $i$  sobre el total muestreado

Este índice asume que los individuos son seleccionados al azar y que todas las especies están representadas en la muestra. Adquiere valores entre cero, cuando hay una sola especie, y el logaritmo del número total de especies ( $S$ ) (Moreno, 2001). Listopad *et al.* (2015) adaptaron dicho índice (LHDI) a la tecnología LiDAR. Dado que la estructura vertical es relevante para el estudio de la biodiversidad, estos autores proponen substituir las especies  $i$  por el número de retornos LiDAR en intervalos de altura de 0,5 m, calculando  $p_i$  como la proporción de retornos LiDAR en un intervalo de altura, respecto al total de retornos. A tal efecto,  $S$  ya no significa el total de especies y pasa a ser el número total de retornos.

El índice de Pielou ( $J'$ ), y su versión adaptada (LHEI) por Listopad *et al.* (2015), mide la proporción de la diversidad observada con relación a la máxima diversidad esperada. Este índice es definido por la ecuación 4.

$$J' = H'/H'_{max} \quad (4)$$

Donde  $H'_{max}$  es igual  $\ln(S)$ - su valor está comprendido entre 0 y 1, de forma que 1 corresponde a situaciones donde todas las especies son igualmente abundantes y 0 la situación análoga (Moreno, 2001).

Para calcular  $i$  se usan los datos extraídos con el comando "*Density Metrics*" de FUSION/LDV (McGaughey, 2016). Con este comando se extrae el número de retornos, agrupados por intervalos de 0,5 m, con una resolución de pixel de 10 m. Para automatizar el cálculo de estos índices se utiliza el software estadístico R (R Core Team, 2017) (Ver Script 2 en Anexo 1).

### 2.4.2 Métricas de estructura vertical del bosque

Para generar estadísticas de la nube de puntos se utiliza el software FUSION. El mosaico tiene demasiado tamaño para ser cargado en FUSION y además nos exige que esté en formato ASCII. Por ese motivo se generan 25 agrupaciones de cuadrículas (de 6 o 9 cuadrículas de 2x2km) para dividir la imagen del mosaico (Anexo 1 Script 3). El comando "grid metrics" del software FUSION permite generar las variables estadísticas de cada píxel (de 10m de resolución) del área de estudio.

En el caso de las variables referidas a métricas de la estructura vertical, se calcularon las siguientes 8 variables: I) altura media; II) desviación típica de la altura; III) curtosis de la altura; IV) asimetría de la elevación; v) percentil 90 de la altura; VI) Percentil 95 de la altura; VII) percentil 99 de la altura; VIII) fracción Cabida Cubierta (FCC) y IX) la ratio de apertura del dosel (*Canopy Relief Ratio*).

La altura media es una medida que nos indica la altura dominante en el píxel y es calculada con la ecuación 5.

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (5)$$

Donde  $x_i$  son los diferentes valores de altura y  $n$  el tamaño de la muestra.

De acuerdo con Magnussen y Boudewyn (1998), esta medida no es la más apropiada para medir la altura del dosel, ya que demostraron que las alturas medias de los datos LiDAR eran 3,1 m más bajas que las alturas medias medidas en campo (Lim *et al.* 2003). Así mismo, indican que la altura máxima tampoco es la mejor variable para medir la altura del dosel arbóreo. Es por ello que, de acuerdo con Magnussen y Boudewyn (1998), se han calculado también los percentiles de las alturas de la nube de puntos LiDAR, siguiendo la ecuación 6.

$$(N - 1)P = I + d \begin{cases} I \text{ es la parte entera de } (N - 1)P \\ d \text{ es la parte entera de } (N - 1)P \end{cases} \quad (6)$$

Donde  $N$  es el número de observaciones y  $P$  es el percentil dividido por 100.

$$\text{Si } d = 0 \text{ entonces } P = x_{i+1}$$

$$\text{Si } d > 0 \text{ entonces } P = x_{i+1} + d(x_{i+2} - x_{i+1})$$

Donde  $x_i$  es el valor de la observación teniendo en cuenta que las observaciones están ordenadas de manera ascendente.

La desviación típica se define como el grado de dispersión de los datos con respecto al valor promedio y se calcula como la raíz cuadrada de la varianza, siguiendo la ecuación 7.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{n}} \quad (7)$$

La asimetría evalúa la distorsión o inclinación que adopta la distribución de los datos respecto a la media. Se extrae con la ecuación 8.

$$A_p = \frac{\mu - moda}{\sigma} \quad (8)$$

Donde  $\mu$  es la media aritmética y  $\sigma$  la desviación típica

La curtosis es una medida estadística que nos indica el grado de concentración que presentan los valores de altura del píxel respecto a la zona central de la distribución de frecuencias. Se calcula con la ecuación 9.

$$Kurt[X] = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^4}{(n-1)\sigma^4} \quad (9)$$

La fracción cabida cubierta refiere al porcentaje del terreno cubierto por la proyección vertical de la vegetación (Ruiz y Kornus, 2003) o dicho de otra manera el porcentaje de primeros retornos por encima de un umbral de altura determinado (Montealegre, 2017). Se calcula con la ecuación 10.

$$FCC = \frac{\sum_{i=1}^n r_{i \text{ primeros} > \text{umbral}}}{\sum_{i=1}^n r_{i \text{ primeros}}} \times 100 \quad (10)$$

La ratio de apertura del dosel, o *canopy relief ratio*, es una adaptación del elevation relief ratio cambiando el suelo por el dosel vegetal (Parker y Russ, 2004). Esta ratio refleja si los doseles se sitúan en la porción alta (>0,5) o baja (<0,5) del rango de altura (Montaghi, 2013). Se calcula mediante la ecuación 11.

$$CRR = \frac{\mu - x_{i \text{ mínima}}}{x_{i \text{ máxima}} - x_{i \text{ mínima}}} \quad (11)$$

Para calcular estas variables se usa el comando "*Grid Metrics*" de FUSION. Con este comando se extraen todas las medidas estadísticas a una resolución de 10 m de pixel.

#### 2.4.3 Métricas de continuidad horizontal en la estructura

Finalmente, con el objetivo de analizar la continuidad horizontal de las diferentes variables de estructura vertical y biodiversidad, se han calculado la curvatura del P<sub>99</sub> de la altura y la desviación estándar de las 9 variables de estructura vertical y de los 2 índices de biodiversidad: la altura media; la desviación típica de la altura; curtosis de la altura; asimetría de la altura; percentil 90 de la altura; percentil 95 de la altura; percentil 99 de la altura; fracción cabida cubierta; la ratio de apertura del dosel; LHDI y LHEI.

La función de curvatura visualiza la forma o la curvatura de la pendiente. Una parte de la superficie puede ser cóncava, si el valor es positivo o convexa si el valor es negativo. La curvatura se obtiene calculando la segunda derivada de la superficie.

El cálculo de la desviación típica aplica un filtro de paso alto donde se evidencian los cambios en la continuidad horizontal a través de un operador focal, con una *kernel* de 3x3, aplicando dicho calculo estadístico.

### 2.5. Análisis realizados

#### 2.5.1. Comparación de medias

Para analizar la incidencia de los incendios en la biodiversidad se ha recurrido al contraste de hipótesis, específicamente los contrastes sobre la media. Siguiendo el manual de Guisande *et al.* (2011), la afirmación preestablecida debe aceptarse salvo que se demuestre que ha habido un cambio en la situación; estableciéndose así la hipótesis nula (H<sub>0</sub>). En cambio, la hipótesis alternativa (H<sub>1</sub>) se establece con la negación de H<sub>0</sub>. Para rechazar o aceptar la hipótesis nula se establece un nivel de significación  $\alpha=0,05$  (p-valor=0,05) lo que nos garantiza que el riesgo de rechazar una hipótesis nula correcta no supera el 5%.

Para poder elegir el test adecuado (figura 10) es preciso analizar la independencia, la normalidad y la homogeneidad de los datos. Una vez analizada la independencia de los datos, se comprueba la normalidad o no de las variables con el test de Anderson-Darling. Este test tiene como H<sub>0</sub> que las variables se ajustan a una distribución normal ( $X_1 \sim N(0,1)$ ,  $X_2 \sim N(0,1)$ ...  $X_n \sim N(0,1)$ ) y como H<sub>1</sub> la negación de tal afirmación ( $X_1 \not\sim N(0,1)$ ,  $X_2 \not\sim N(0,1)$ ...  $X_n \not\sim N(0,1)$ ). Por último, se analiza la homogeneidad o, expresado de otra forma, la igualdad entre las varianzas; para ello se calcula el test de Levene, el cual tiene como H<sub>0</sub> que no existen diferencias significativas entre las varianzas de las diferentes muestras ( $\sigma^2_1 = \sigma^2_2 = \sigma^2_3 = \sigma^2_n$ ...) y como H<sub>1</sub> que existen diferencias significativas entre las varianzas de las diferentes muestras ( $\sigma^2_1 \neq \sigma^2_2 \neq \sigma^2_3 \neq \sigma^2_n$ ...).

Si los resultados ofrecen valores que no siguen una distribución normal y son heterocedásticos, se procederá a tratar de normalizar y homogeneizar las varianzas mediante transformaciones logarítmicas y potenciales para poder aplicar un test paramétrico, como es el test de ANOVA o el T-test para dos poblaciones. En el caso de no conseguirse dicho propósito se utilizará un test alternativo.

El siguiente paso es la elección de los contrastes sobre la media que comparan el rango medio de dos muestras relacionadas y determinan si existen diferencias entre ellas. A continuación, se especifican los siguientes casos posibles (figura 11):

- a) Para datos independientes, normales y homogéneos: T-test de dos poblaciones o ANOVA.
- b) Para datos dependientes, no normales y no homogéneos: Test de Wilcoxon.
- c) Para datos dependientes, normales y homogéneos: T-test para muestras pareadas.
- d) Para datos independientes, no normales y no homogéneos: Test de Kruskal-Wallis.

Para poder realizar el análisis se establecen agrupaciones entre las que se establecen las comparaciones. El primer grupo (G1) compara entre sí cada uno de los incendios y la zona no incendiada; el segundo grupo (G2) compara la zona no incendiada con los incendios más antiguos<sup>2</sup>, calculados como los años que están comprendidos en el intervalo definido desde el valor medio (año 1997) hasta el año más antiguo; el tercer grupo (G3) compara la superficie no quemada con los incendios más recientes<sup>3</sup> calculados como los años que están comprendidos en el intervalo superior definido desde el valor medio hasta el año más reciente; el cuarto grupo (G4) compara la zona no incendiada con toda el área incendiada; finalmente, el último grupo (G5), compara los incendios antiguos con los recientes.

### *2.5.2. Clasificación digital*

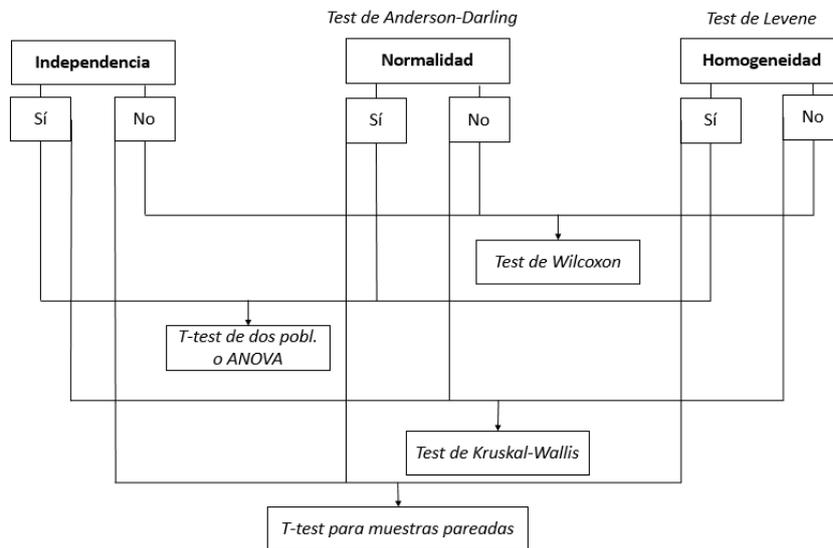
El objetivo secundario del presente trabajo es determinar si con las variables calculadas se podían detectar y delimitar los incendios e intentar identificar incendios ocurridos en diferentes fechas. Para ello se realiza una clasificación digital supervisada, con el software Erdas Imagine ® 2015, que es el procedimiento que nos permite obtener la identificación de los diferentes objetos o grupos presentes en una imagen (Chuvienco, 2010). Las variables a incluir en la clasificación son las anteriormente calculadas y rasterizadas utilizando el comando "CSV2GRID" del software FUSION.

El proceso de clasificación de imágenes se divide en tres fases: i) fase de entrenamiento, ii) fase de asignación, y iii) fase de verificación (Chuvienco, 2010); generando así un resultado con una imagen temática y unas estadísticas sobre la representación total de cada categoría. Para poder cumplir con los dos objetivos marcados: i) identificar incendios ocurridos en diferentes fechas a partir de variables LiDAR relacionadas con la estructura vertical de la vegetación y la biodiversidad, y ii) comprobar si un espacio forestal ha sido afectado por incendio o no en las últimas décadas, se han generado dos leyendas a clasificar (tabla 3).

---

<sup>2</sup> Incendios de 1979,1986 y 1995.

<sup>3</sup> Incendios de 2006,2008 y 2009.



**Figura 11.** Árbol de decisión para la elección del test de contraste de hipótesis más adecuado.

**Tabla 3.** Leyendas de las categorías a clasificar.

Leyenda 1	Leyenda 2
No incendiado	No incendiado
Incendiado	Incendiado en 1986
	Incendiado en 1979
	Incendiado en 1995
	Incendiado en 2008
	Incendiado en 2006
	Incendiado en 2009

En la primera fase, llamada de entrenamiento, una vez definidos los elementos a analizar se procede a entrenar la imagen con el método supervisado. Para ello se seleccionan unas muestras (en la leyenda 1, 1200 muestras para la categoría de quemado, para la leyenda 2, 200 muestras en cada incendio y en ambas leyendas 400 muestras en la categoría de no quemado) para poder clasificar y verificar nuestra clasificación.

La siguiente fase, la de asignación, pretende adscribir cada uno de los píxeles a una de las categorías previamente seleccionadas. Para hacer esta asignación existen varios métodos, en nuestro caso concreto, ya que los datos no siguen una distribución normal, usaremos el método no paramétrico del paralelepípedo. Este método toma en consideración los valores de centralidad y dispersión de todos los píxeles marcados como esa categoría, para crear un área de dominio de cada categoría. Si el píxel es asignado a una clase, es debido a que todos sus valores, en las bandas que disponga, están dentro del área de dominio (Chuvieco, 2010).

La fase de verificación consiste en confirmar la veracidad o exactitud de la clasificación realizada. Este proceso permite valorar el grado de acuerdo con la realidad, o el riesgo que se asume al tomar decisiones sobre la información que se ha generado (Chuvieco, 2010).

Utilizar todas las variables calculadas anteriormente en el proceso de clasificación supondría un coste de tiempo elevado y unos resultados menos confusos. Con el objetivo de generar una información más fácilmente comprensible por los gestores forestales y con significado biológico y también para reducir el tiempo invertido; se optó por escoger las variables que tuvieran un valor de chi-cuadrado más elevado en el *Test de Kruskal-Wallis* de las agrupaciones G G4 (compara el área no incendiada contra toda el área incendiada) para la clasificación de la leyenda 1 y G1 (compara entre sí cada uno de los incendios y el área no incendiada) para la leyenda 2.

### 3. Resultados

#### 3.1. Variables que caracterizan la biodiversidad estructural

A pesar de las diferencias significativas en la media de las variables, los incendios se pueden clasificar en dos grupos, antiguos y recientes, para analizar su comportamiento.

En la figura 12 se muestra el porcentaje de retornos incluidos en cada intervalo de 0.5 m, medida utilizada para derivar los índices de biodiversidad. El eje de las coordenadas corresponde a los intervalos de altura y el de abscisas al porcentaje de retornos sobre el total de retornos de cada incendio. De la figura se deriva que, entre los incendios más recientes, los de 2006, 2008 y 2009, se observa una similitud en la distribución de las alturas agrupando la mayoría de los retornos en los primeros intervalos. En torno al 80% los retornos se ubican entre 0,5 y 3 m, siendo muy minoritarios los valores en intervalos de alturas mayores (figura 12 A).

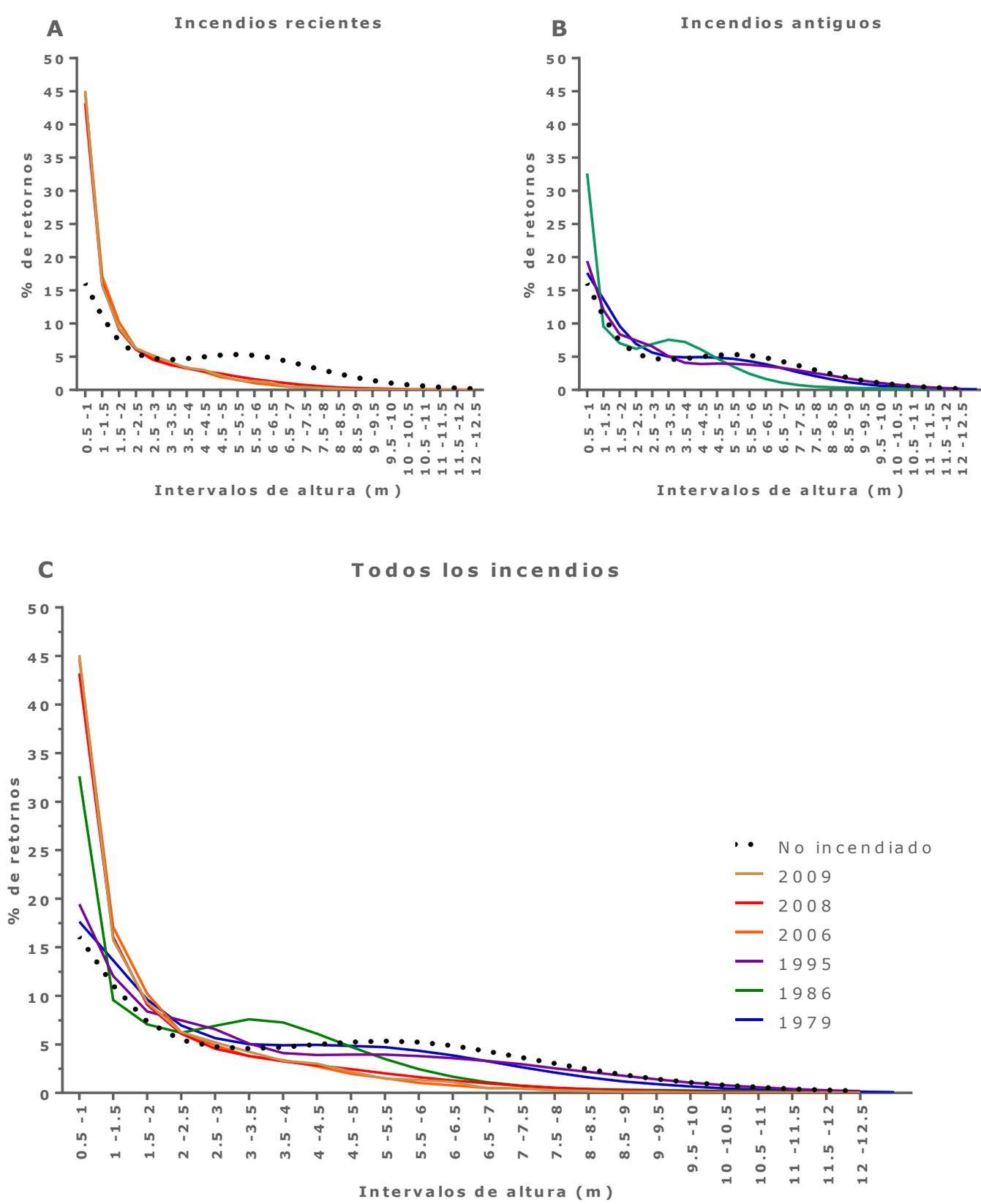
En cambio, los incendios más antiguos, presentan distribuciones de las alturas de la vegetación que se asemejan más a las características de las áreas no quemadas (figura 12 B). Se observa un mayor número de retornos en las alturas comprendidas entre 3 y 5 m en el incendio de 1986, debido al crecimiento de pinar. Cabe destacar que en este incendio existe un crecimiento concentrado del pinar, ya que existen zonas específicas de estrato arbustivo y otras de estrato arbóreo de pino carrasco muy diferenciadas (figura 13).

Otras diferencias destacables son las producidas entre los incendios recientes y los antiguos en torno al rango altitudinal de 4 a 9 m. En los incendios antiguos de 1979 y 1995 se observa un porcentaje similar al control; esto se debe a la existencia de un pinar recuperado, similar a la masa de control. En cambio, el incendio 1986 no sigue dicha tendencia, presentando un nivel bajo en ese intervalo, concentrando los valores altitudinales de los pinos entorno a los 3 y 5 m, como se ha comentado anteriormente. Por otro lado, los incendios más recientes, al estar dominados por el estrato arbustivo, presentan porcentajes bajos en el tramo inicial del intervalo (4-6 m) y casi nulos al final del intervalo (6-9 m).

La masa de pino carrasco que no ha sufrido ningún incendio dispone de un completo sotobosque, ya que gran parte de los retornos, concretamente el 40% están comprendidos entre 0,5 y 2 m. Un 25% de los retornos están ubicados en un segundo pico entorno a los 4,5 y los 6 m. A partir de los 6 m, los valores de representatividad de cada umbral se van reduciendo, volviéndose casi nulos en torno a los 10 m de altura (figura 12 C).

En definitiva, y estableciendo generalizaciones, las superficies arrasadas por los incendios quedan cubiertas por un estrato arbustivo y con el tiempo, aproximadamente 20 años, se van regenerando y asemejándose al estado previo del incendio.

El incendio de 1979 presenta ciertas anomalías en las alturas intermedias, con valores que no se asocian a los procesos de regeneración normal post-incendio. Ante esta situación se consideró realizar un análisis pormenorizado de las posibles causas de dichas anomalías. Examinando las fotografías aportadas por el grupo GEOFOREST se evidencia que las densidades y alturas de la masa de pinar son muy parecidas (figura 14) y en la tesis de Cabanillas (2010), se confirma que el incendio de 1979 es una zona que presenta recurrencia del fuego, volviéndose a incendiar en 1995 (figura 15).



**Figura 12.** Porcentaje de retornos en intervalos de altura. A) Incendios recientes, B) Incendios antiguos, C) Todos los incendios

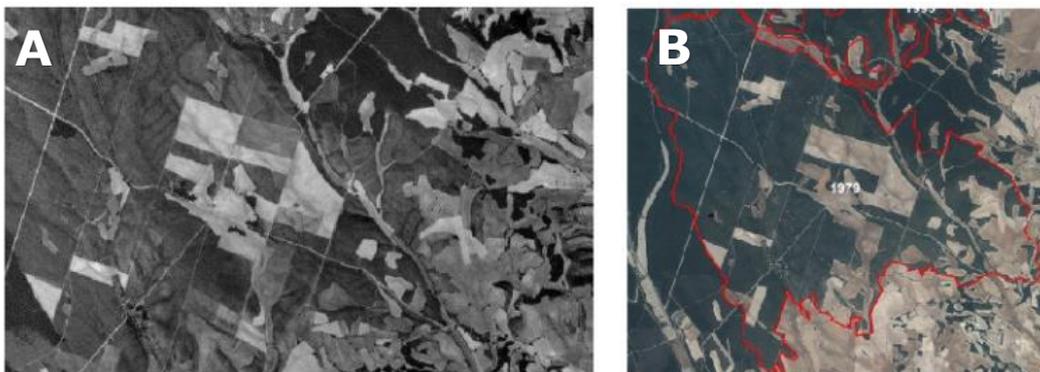


**Figura 13.** Diferencias entre estratos en el incendio de 1986.

Por dicha particularidad, en la que ambas áreas han sido quemadas en el mismo momento, se generan estructuras verticales homogéneas entre ellas. Esta homogeneidad se ve reflejada en la figura 12 B por las líneas descritas por ambos incendios, siendo ambas muy parecidas entre sí y presentando también gran semejanza con la masa no incendiada.

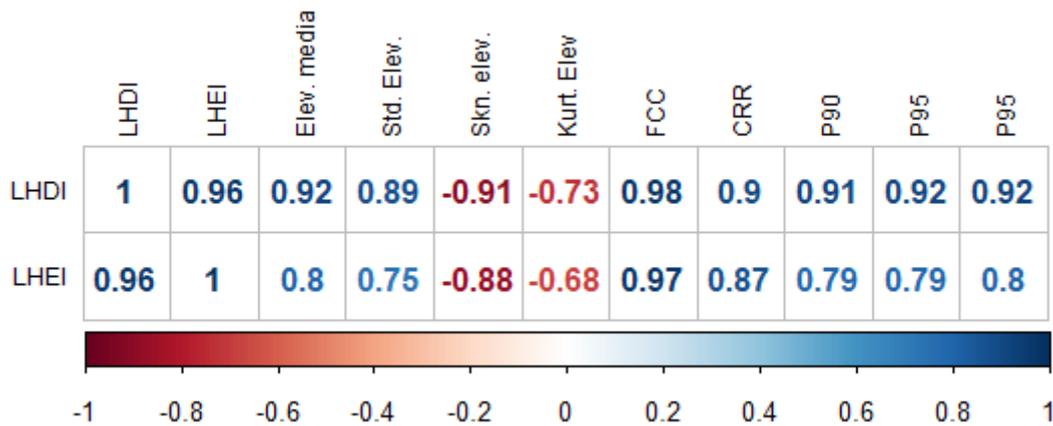


**Figura 14.** A) Fotografía del pinar en el incendio 1995 y B) fotografía del pinar de la zona quemada en 1970 y 1995. Fuente: GEOFOREST



**Figura 15.** Detección de la anomalía en el incendio. A) Recorte de Cabanillas (2010) recurrencia del área en 1995 y B) Cartografía inicial en la que no ha sido actualizada la reincidencia.

Dado que los índices de diversidad estructural utilizados se basan en la estructura vertical de la masa forestal, se ha decidido correlacionar los índices con las variables de estructura vertical (figura 16). En la figura 17 se representan los valores promedios para cada incendio de las variables seleccionadas, incluyendo exclusivamente las que presentan valores de correlación positiva más altos. Entonces en la figura 17 se representan las medias del P<sub>99</sub> de la altura, se ha escogido este estadístico para representar la altura siguiendo los criterios de Magnussen y Boudewyn (1998), y la desviación típica en las barras (Fig. 18 a), el índice de diversidad estructural (LHDI) (Fig. 18 b), el índice de equidad (Fig. 18 c), la fracción cabida cubierta (FCC) (Fig. 18 d) y el Canopy relief ratio (CRR) (Fig. 18 e) que son las variables que tienen mayor correlación positiva.

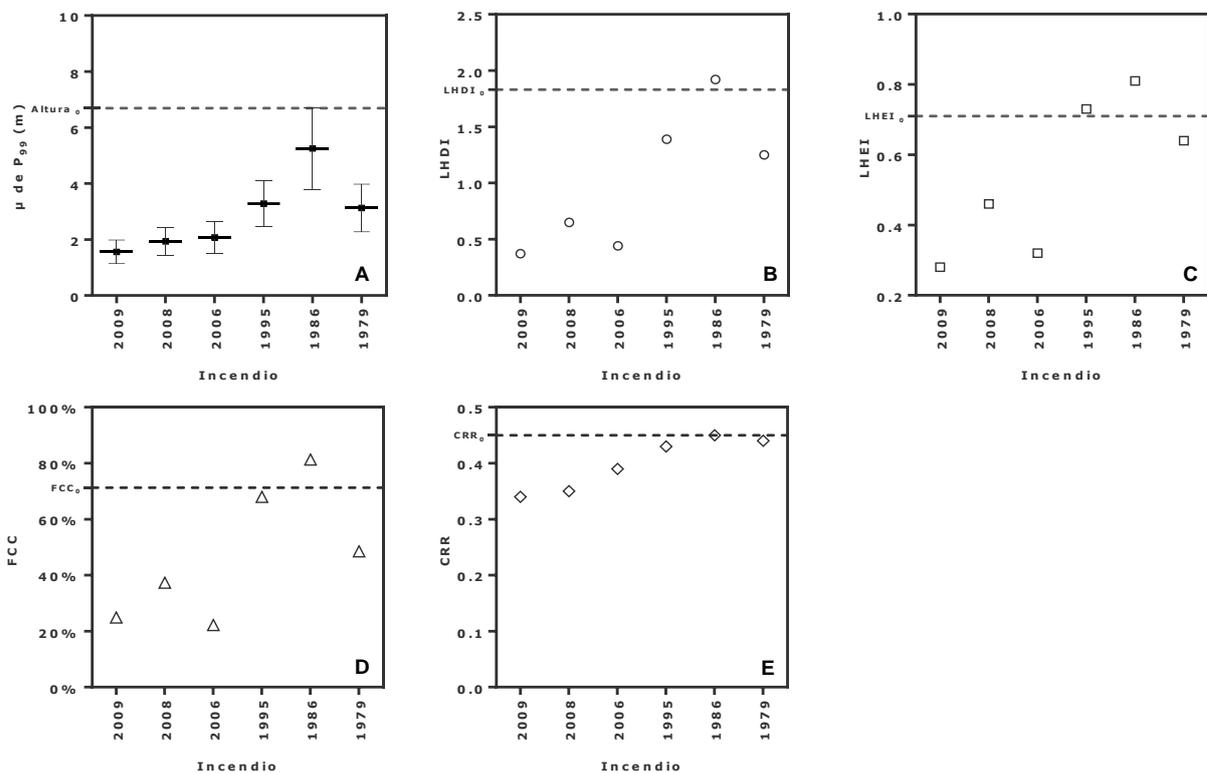


**Figura 16.** Correlograma, con la correlación de Pearson entre los índices de diversidad estructural y las variables de estructura vertical.

Si se analizan los incendios más recientes se evidencia la existencia de una cobertura vegetal que dispone de una altura baja con poca variabilidad, la FCC nos indica que en estas áreas las copas tienen muy poco desarrollo y el CRR nos muestra que estas están ubicadas en la parte baja del tronco. Toda esta uniformidad estructural se refleja en un valor bajo de diversidad estructural y con una equidad baja, evidenciando la predominancia del estrato arbustivo y herbáceo con pocas especies y algunas más sobrerrepresentadas que otras.

Por otro lado, los valores de los incendios de 1995 y 1979 son muy similares, por motivos ya comentados anteriormente. Estas áreas están en un estadio de recuperación avanzado. Presentan alturas medias en torno a 3 m con una mayor variabilidad, una densidad de copas elevada en el de 1995 y menor en 1979, y las copas están en una porción elevada del tronco, asemejándose a la superficie de control. Se evidencia así la existencia de un estrato arbóreo con una diversidad elevada y una distribución de la misma equitativa.

Finalmente, el incendio de 1986, si se elimina el 1979 por recurrencia, sería el incendio más antiguo. La masa forestal de este incendio es la que presenta una altura media y la variabilidad más elevada de toda el área de estudio, también es el espacio donde se registran las copas más elevadas y un mayor desarrollo de las mismas. Estas condiciones constatan la existencia de un bosque con variabilidad de estratos, lo que favorece la diversidad estructural y equidad en la distribución de la misma, superando incluso la diversidad y equidad registrada en la masa de control.



**Figura 17.** A) Media del  $P_{99}$  de la altura en los diferentes incendios y su desviación típica. B) LHDI medio en los diferentes incendios. C) LHEI medio en los diferentes incendios. D) Fracción cabida cubierta. E) Canopy relief ratio. La línea discontinua representa el valor medio de cada métrica en la masa de control.

### 3.2. Comparación de medias

El contraste de hipótesis para la comparación de medias requiere previamente de la elección del test a utilizar (figura 10) en este sentido, se asume que las muestras son independientes. El análisis de la normalidad de las variables en las diferentes agrupaciones con el test de Anderson-Darling muestra p-values inferiores a 0,05 por lo que se rechaza  $H_0$  y se acepta la  $H_1$  que establece que los datos no siguen una distribución normal.

El análisis de la homogeneidad de las varianzas entre las diferentes agrupaciones mediante el test de Levene presenta, al igual que el análisis de normalidad, p-values inferiores a 0,05 que nos indican que los datos son heterocedásticos, es decir, que no existe homogeneidad de las varianzas entre las diferentes agrupaciones analizadas.

En vista de que los datos no siguen la distribución normal y que son heterocedásticos se procedió a normalizar y homogeneizar los valores con transformaciones logarítmicas y potenciales. Dada la imposibilidad de conseguir dicha normalidad y homocedasticidad, se opta por el uso del test de Kruskal Wallis.

Como se puede observar en las siguientes tablas, el test de Kruskal Wallis presenta, para todas las variables, un p-value inferior a 0,05, por lo que se rechaza la  $H_0$  y se acepta  $H_1$ , afirmando que los datos provienen de distribuciones diferentes, y por ende, existen diferencias estadísticamente significativas entre las medias de todas las agrupaciones

**Tabla 4.** Resultados del test de Kruskal Wallis para la agrupación 1 (G1- cada uno de los incendios entre sí y la zona no incendiada).

Variables	G1	
	Chi cuadrado	p-val
<i>Desv. típica de la elevación</i>	623544,415	0
<i>P99</i>	622029,781	0
<i>P95</i>	619492,34	0
<i>P90</i>	610974,112	0
<i>Elevación media (Std)</i>	609305,316	0
<i>Elevación media</i>	568616,282	0
<i>LHDI</i>	533748,457	0
<i>Desv. típica de la elev. (Std)</i>	515484,61	0
<i>P90 (Std)</i>	512570,051	0
<i>P95 (Std)</i>	465477,04	0
<i>P99 (Std)</i>	408447,673	0
<i>LHEI</i>	399747,936	0
<i>Fracción cabida cubierta (FCC)</i>	385752,518	0
<i>LHDI (Std)</i>	193969,044	0
<i>CRR (Std)</i>	191816,428	0
<i>Asimetría de la elevación (Std)</i>	145276,226	0
<i>Curtosis de la elevación (Std)</i>	142339,719	0
<i>Canopy relief ratio (CRR)</i>	137764,63	0
<i>LHEI (Std)</i>	105135,757	0
<i>Curtosis de la elevación</i>	63876,054	0
<i>Asimetría de la elevación</i>	58988,526	0
<i>FCC (Std)</i>	53286,735	0
<i>P99 (Curv)</i>	2169,712	0

**Tabla 5.** Resultados del test de Kruskal Wallis para la agrupación 2 (G2 - no incendiado contra incendios más antiguos).

Variables	G2	
	Chi cuadrado	p-val
<i>Elevación media (Std)</i>	286989,273	0
<i>P99</i>	277952,201	0
<i>P95</i>	276707,365	0
<i>Desv. típica de la elevación</i>	276697,042	0
<i>Desv. típica de la elev. (Std)</i>	272119,939	0
<i>P90</i>	271965,989	0
<i>P90 (Std)</i>	252643,264	0
<i>Elevación media</i>	251449,738	0
<i>P95 (Std)</i>	232354,158	0
<i>LHDI</i>	222652,224	0
<i>P99 (Std)</i>	206144,682	0
<i>Fracción cabida cubierta (FCC)</i>	146451,738	0
<i>CRR (Std)</i>	141563,667	0
<i>LHEI</i>	108406,63	0
<i>LHDI (Std)</i>	88704,172	0
<i>Asimetría de la elevación (Std)</i>	67771,266	0
<i>Canopy relief ratio (CRR)</i>	41268,227	0
<i>LHEI (Std)</i>	35813,680	0
<i>Asimetría de la elevación</i>	28694,730	0
<i>FCC (Std)</i>	15264,637	0
<i>Curtosis de la elevación</i>	10958,879	0
<i>Curtosis de la elevación (Std)</i>	5542,395	0
<i>P99 (Curv)</i>	1113,412	4,02 <sup>-144</sup>

**Tabla 6.** Resultados del test de Kruskal Wallis para la agrupación 3 (G3 - no incendiada con los incendios más recientes).

Variables	G3	
	Chi cuadrado	p-val
<i>LHDI</i>	7818,141	0
<i>Fracción cabida cubierta (FCC)</i>	7440,902	0
<i>LHEI</i>	7284,837	0
<i>P99</i>	6255,819	0
<i>P95</i>	6069,527	0
<i>P90</i>	5902,203	0
<i>Desv. típica de la elevación</i>	5826,677	0
<i>Elevación media</i>	5547,853	0
<i>FCC (Std)</i>	1217,63	8,97 <sup>-267</sup>
<i>Asimetría de la elevación</i>	799,995	5,41 <sup>-176</sup>
<i>LHDI (Std)</i>	782,493	3,45 <sup>-172</sup>

<i>LHEI (Std)</i>	729,297	1,27 <sup>-160</sup>
<i>Desv. típica de la elev. (Std)</i>	655,565	1,38 <sup>-144</sup>
<i>Canopy relief ratio (CRR)</i>	574,141	7,05 <sup>-127</sup>
<i>Curtosis de la elevación (Std)</i>	343,875	9,14 <sup>-77</sup>
<i>P90 (Std)</i>	265,103	1,32 <sup>-59</sup>
<i>Elevación media (Std)</i>	245,561	2,41 <sup>-55</sup>
<i>P95 (Std)</i>	225,505	5,70 <sup>-51</sup>
<i>Asimetría de la elevación (Std)</i>	223,412	1,63 <sup>-50</sup>
<i>P99 (Std)</i>	182,666	1,27 <sup>-41</sup>
<i>CRR (Std)</i>	137,738	8,32 <sup>-32</sup>
<i>Curtosis de la elevación</i>	128,750	7,69 <sup>-30</sup>
<i>P99 (Curv)</i>	20,926	4,77 <sup>-6</sup>

**Tabla 7.** Resultados del test de Kruskal Wallis para la agrupación 4 (G4 - no incendiada contra toda el área incendiada).

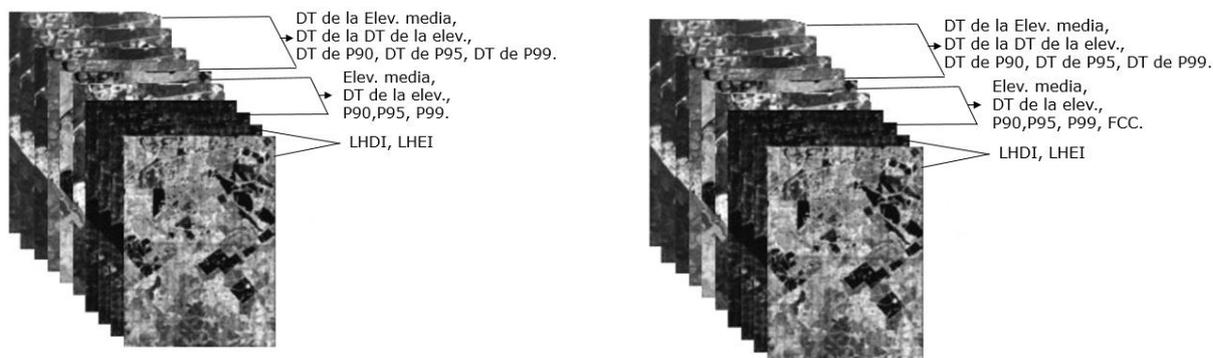
Variables	G4	
	Chi cuadrado	p-val
<i>Elevación media (Std)</i>	575901,749	0
<i>Desv. típica de la elevación</i>	553019,229	0
<i>P99</i>	547322,896	0
<i>P95</i>	542160,955	0
<i>P90</i>	529763,437	0
<i>Desv. típica de la elev. (Std)</i>	496860,907	0
<i>P90 (Std)</i>	486541,245	0
<i>Elevación media</i>	465967,599	0
<i>P95 (Std)</i>	442084,936	0
<i>P99 (Std)</i>	388936,517	0
<i>LHDI</i>	375942,181	0
<i>LHDI (Std)</i>	162981,746	0
<i>CRR (Std)</i>	161244,694	0
<i>Fracción cabida cubierta (FCC)</i>	157718,53	0
<i>LHEI</i>	94112,536	0
<i>Asimetría de la elevación (Std)</i>	85103,669	0
<i>Canopy relief ratio (CRR)</i>	61763,149	0
<i>FCC (Std)</i>	29223,392	0
<i>Asimetría de la elevación</i>	26931,234	0
<i>Curtosis de la elevación</i>	24322,789	0
<i>LHEI (Std)</i>	21908,553	0
<i>Curtosis de la elevación (Std)</i>	7391,436	0
<i>P99 (Curv)</i>	2037,402	0

**Tabla 8.** Resultados del test de Kruskal Wallis para la agrupación 5 (G5 - incendios antiguos contra los recientes).

Variables	G5	
	Chi cuadrado	p-val
<i>Fracción cabida cubierta (FCC)</i>	2637,523	0
<i>LHEI</i>	2580,228	0
<i>CRR (Std)</i>	2426,579	0
<i>LHDI</i>	2236,294	0
<i>Asimetría de la elevación (Std)</i>	1969,624	0
<i>P99</i>	1047,873	7,06 <sup>-230</sup>
<i>P95</i>	973,407	1,08 <sup>-213</sup>
<i>Elevación media</i>	970,874	3,85 <sup>-213</sup>
<i>P90</i>	928,919	5,07 <sup>-204</sup>
<i>Desv. típica de la elevación</i>	886,443	8,69 <sup>-195</sup>
<i>Elevación media (Std)</i>	834,733	1,52 <sup>-183</sup>
<i>Desv. típica de la elev. (Std)</i>	832,340	5,02 <sup>-183</sup>
<i>P90 (Std)</i>	821,069	1,42 <sup>-180</sup>
<i>FCC (Std)</i>	735,305	6,29 <sup>-162</sup>
<i>P95 (Std)</i>	733,58	1,49 <sup>-161</sup>
<i>Curtosis de la elevación (Std)</i>	687,400	1,64 <sup>-151</sup>
<i>P99 (Std)</i>	623,124	1,56 <sup>-137</sup>
<i>LHEI (Std)</i>	28,995	7,26 <sup>-08</sup>
<i>Asimetría de la elevación</i>	27,446	1,61 <sup>-07</sup>
<i>Canopy relief ratio (CRR)</i>	11,909	0,0005
<i>LHDI (Std)</i>	8,485	0,003
<i>P99 (Curv)</i>	0,00569	0,004

### 3.3. Clasificación digital

El segundo objetivo del trabajo incluye la realización de una clasificación digital usando las métricas e índices derivadas de los datos LiDAR. Para la leyenda 1 se seleccionaron un total de 12 variables: DT de la elevación media, DT de la elevación y las DT de los P<sub>99</sub>, P<sub>95</sub>, P<sub>90</sub> (las correspondientes desde el valor medio hasta el máximo chi-cuadrado de la agrupación G4) y para la leyenda 2, 13 variables (las correspondientes desde el valor medio hasta el máximo chi-cuadrado de la agrupación G1), las mismas que en la anterior y añadiendo la fracción cabida cubierta (figura 18).



**Figura 18.** Variables seleccionadas para la clasificación digital.

Primeramente, se realizó dicho proceso con la leyenda 1 con objeto de diferenciar entre dos categorías: quemado y no quemado (figura 19).

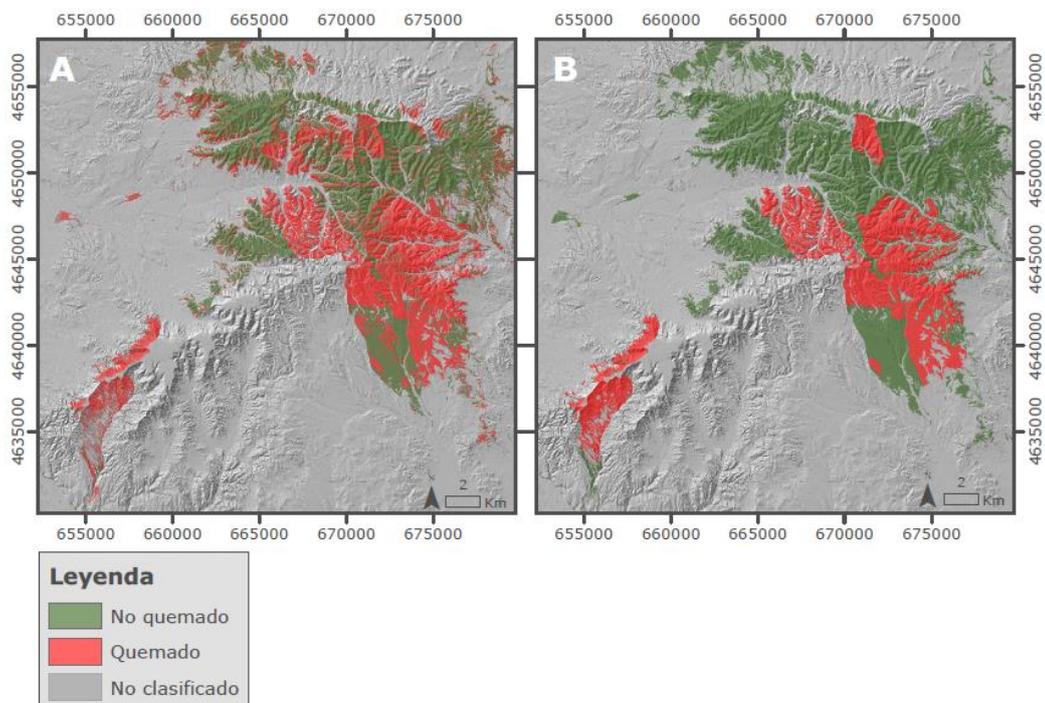
Los resultados de la clasificación indican que si solamente se pretende discernir entre superficies incendiadas y no incendiadas la precisión global es de 80,38% y el índice Kappa de 0,53 (tabla 13). Analizando las matrices de confusión y precisión (tablas 9, 10) se extrae que se produce una confusión muy baja, y esta es producida por una reducida comisión del no quemado sobre el quemado.

**Tabla 9.** Matriz de confusión de la clasificación de la leyenda 1.

Etiqueta de referencia	Etiqueta clasificada			
	No clasificado	Quemado	No quemado	Total fila
No clasificado	0	38	7	45
Quemado	0	496	46	542
No quemado	0	66	147	213
Total columna	0	600	200	800

**Tabla 10.** Matriz de precisión de la clasificación de la leyenda 1.

Etiqueta clasificada	Total referencias	Total clasificados	Correctos	Precisión del productor	Precisión del usuario
No clasificado	0	45	0	---	---
Quemado	600	542	496	82,67%	91,51%
No quemado	200	213	147	73,50%	69,01%
Totales	800	800	643		



**Figura 19.** Resultado cartográfico de la clasificación digital de la leyenda 1. A) Clasificación digital B) situación real.

La clasificación, usando la leyenda 2 (figura 20), pretende diferenciar el año en el que se han producido distintos incendios y el área no quemada. En este caso la precisión es menor con un acierto del 51,50% y un índice kappa de 0,42 (tabla 13).

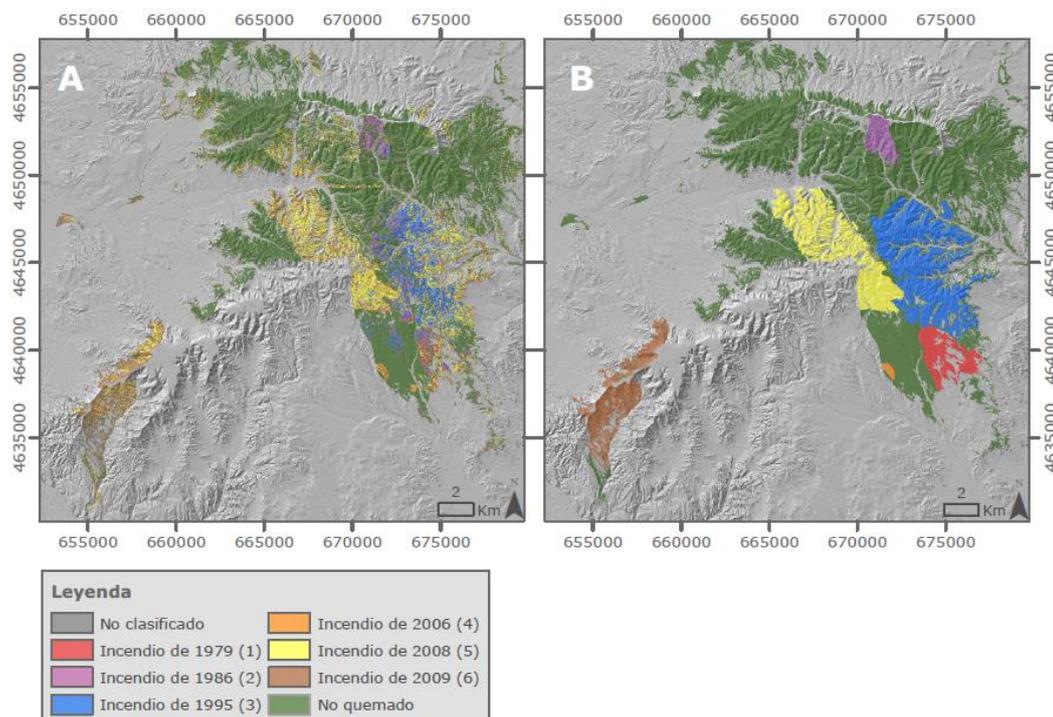
Analizando las matrices de confusión y precisión (tablas 11, 12) se observa que se producen fuertes confusiones entre los incendios más recientes dadas sus características estructurales similares, ocasionadas por la proximidad temporal entre episodios. La otra confusión existente entre los incendios más antiguos es producida de una forma más moderada y estos entre lo no quemado, dada sus similitudes estructurales.

**Tabla 11.** Matriz de confusión de la clasificación de la leyenda 2.

Etiqueta de referencia	Etiqueta clasificada								Total fila
	No clasificado	Incendio 1	Incendio 2	Incendio 3	Incendio 4	Incendio 5	Incendio 6	No quemado	
No clasificado	0	9	1	1	6	31	1	7	56
Incendio de 1979 (1)	0	31	0	1	0	0	0	0	32
Incendio de 1986 (2)	0	6	43	10	0	0	0	5	64
Incendio de 1995 (3)	0	2	10	31	1	0	0	7	51
Incendio de 2006 (4)	0	15	3	27	67	20	15	4	151
Incendio de 2008 (5)	0	5	0	4	19	43	34	9	114
Incendio de 2009 (6)	0	2	0	0	0	0	29	0	31
No quemado	0	20	43	26	7	6	21	168	291
<b>Total columna</b>	<b>0</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>100</b>	<b>200</b>	

**Tabla 12.** Matriz de precisión de la clasificación de la leyenda 2.

Etiqueta clasificada	Total referencias	Total clasificados	Correctos	Precisión del productor	Precisión del usuario
No clasificado	0	53	0	---	---
Incendio de 1979 (1)	100	22	21	21,00%	95,45%
Incendio de 1986 (2)	100	38	30	30,00%	78,95%
Incendio de 1995 (3)	100	85	51	51,00%	60,00%
Incendio de 2006 (4)	100	114	65	65,00%	57,02%
Incendio de 2008 (5)	100	106	43	43,00%	40,57%
Incendio de 2009 (6)	100	31	30	30,00%	96,77%
No quemado	200	351	180	90,00%	51,28%
Totales	800	800	420		



**Figura 20.** Resultado cartográfico de la clasificación digital de la leyenda 2. A) Clasificación digital B) situación real.

**Tabla 13.** Precisión general de las clasificaciones digitales.

	Precisión general	Índice Kappa
<b>Dos categorías (Leyenda 1)</b>	80,38%	0,53
<b>Todas las categorías (Leyenda 2)</b>	51,50%	0,42

#### 4. Discusión

La aceptación de la  $H_1$  en el test de *Kruskal Wallis*, elaborado para las diferentes agrupaciones, conlleva que los datos mayoritariamente provienen de distribuciones diferentes, evidenciando así que existen diferencias significativas en las medias de las variables y métricas en las diferentes agrupaciones. Por tanto, se tienen evidencias suficientes para aceptar la hipótesis inicial, la cual establece que los incendios tienen un efecto sobre la biodiversidad y la estructura vertical.

Respecto al análisis de los resultados obtenidos, empezando por los incendios más recientes (incendios de 2006, 2008 y 2009), en estos aún no se ha dispuesto del tiempo suficiente para la recuperación del pinar, ya que precisan de al menos 10 años

para recuperarse en condiciones óptimas (Martínez-Ruíz, 2008). Además, la realidad particular en la Península Ibérica es otra, y en nuestro territorio estas masas arbóreas requieren de una media de 27 años para recuperarse totalmente (Rodrigues *et al.*, 2014). En estos incendios, la mayoría de los retornos están comprendidos entre 0,5 y 3 m de altura. Esto se debe a la ocupación por matorral, el cual tiene una regeneración y recuperación temprana que temporalmente oscila entre 6 y 10 años (Rodrigues *et al.*, 2014). Al ser una masa muy uniforme de matorral, y al usar en el análisis unos índices de biodiversidad que se basan en la estructura vertical, se observa que existe una baja biodiversidad y una baja equidad; es decir que casi toda la biodiversidad se concentra en rangos altitudinales concretos.

Los incendios ocurridos en el año 1995 y en la zona recurrente de 1979, se caracterizan por un pinar muy denso de unos 25 pies m<sup>-2</sup>, según trabajos de campo del grupo de investigación GEOFOREST de la Universidad de Zaragoza. Cabe mencionar, que no es extraño encontrarse con densidades tan elevadas en espacios de regeneración natural tras un incendio (Ciancio, 1986). Esto se debe fundamentalmente a que son espacios de poca pendiente, donde hay una menor energía para que se generen procesos de erosión, y por ende, no existe un arrastre de semillas elevado. Además, no ha habido una práctica de clareo, generándose así un espacio dominado por pinar con un sotobosque arbustivo y herbáceo escaso y de porte muy pequeño. Todos estos factores influyen en la altura y biodiversidad existente. Es preciso señalar que, a pesar del tiempo transcurrido, estas masas forestales no alcanzan los valores de la zona no quemada, generándose un espacio con pinos competitivos entre ellos, que no desarrollan los diámetros de tronco ni las alturas que pueden observarse en las zonas no incendiadas.

Según Ciancio (1986), la regeneración de estos bosques estrictamente por la vía natural puede ser problemática. En este sentido, existen diversos tratamientos silvícolas para poder asegurar el mantenimiento de los equilibrios de la masa en una evolución lenta pero segura. Como indicativo de la densidad necesaria para que la regeneración natural tenga éxito, Serrada (2003) apunta que 0,2–0,25 pies m<sup>-2</sup> puede considerarse una densidad suficiente. Por tanto, volviendo a las prácticas silvícolas, Montero *et al.* (2000) propone realizar clareos cada 15 años y prolongar este intervalo a 20 años para masas más adultas, siendo así económicamente rentable y efectivo.

Respecto al incendio de 1986, se observa una extensa extracción de la madera quemada, práctica fuertemente arraigada en el tratamiento post-incendio en España. Esta afirmación se deriva de la fotointerpretación de la ortofotografía previa y posterior al incendio; donde aparece la creación de varias pistas forestales para la extracción de la madera quemada. Cabe señalar que este incendio es el que posee un terreno más complejo con pendientes elevadas y exposiciones variadas que condicionan las condiciones de regeneración. Además de esta energía erosiva por las fuertes pendientes, la eliminación de la masa forestal favorece aún más la erosión y la consecuente pérdida de semillas (Madrigal *et al.*, 2005). Para una regeneración exitosa se requieren condiciones ambientales específicas y la rápida aparición de matorrales y gramíneas dificulta la supervivencia de la semilla de pino por la interferencia en la disponibilidad de luz y agua necesarias. La supervivencia de la semilla se da sobre todo en zonas de menor pendiente y más umbrosas; generándose así regenerados desiguales, con estrato arbustivo o arbolario según la zona (Cabrera, 2003; Garitacelaya, 2003) (figura 13). Esta heterogeneidad de estratos está reflejada en la estructura vertical del área incendiada. La mayor variabilidad vertical de este incendio hace que presente los valores de biodiversidad y equidad más elevados de toda el área de estudio, llegando a superar las masas no quemadas.

La metodología usada para cuantificar la biodiversidad con datos LiDAR creada y validada por Listopad *et al.* (2015) ha sido replicada obteniendo buenos resultados. La

biodiversidad es uno de los indicadores más importantes a la hora de gestionar y planificar actuaciones en un espacio natural (Mura *et al.*, 2015). Su cuantificación mediante las técnicas tradicionales supone una gran inversión de tiempo y recursos económicos (O'Neill *et al.*, 1997). Con este planteamiento se abren nuevas posibilidades para la obtención de datos que cubran todo el espacio forestal, evitando así realizar muestreos puntuales y aproximaciones estadísticas a partir de los mismos.

Respecto a la clasificación digital, esta ofrece resultados adecuados para la detección de zonas que han sido quemadas y no quemadas. En cambio, los resultados presentan un acierto menor en la detección de los años en los que se produjeron diferentes incendios, debido a las similitudes entre la estructura vertical de los mismos, dada la escasa diferencia temporal que hace que se confundan en el momento de la clasificación. Los más antiguos, principalmente se confunden entre ellos y la zona no quemada, y los más recientes también se confunden entre ellos y raramente con la zona no incendiada. Para mejorar la precisión en la clasificación que identifica los diferentes años en los que se produjeron los incendios, sería conveniente incorporar información procedente de sensores pasivos y la agrupación de los incendios más recientes en una sola categoría, ya que estos son muy próximos temporalmente. La gran crítica que recibe la información radiométrica refiere a su incapacidad de penetrar hasta el sotobosque, así como de estimar la altura de forma directa. Existen diversos estudios que corroboran la combinación de ambas tipologías de información para incrementar el acierto de las clasificaciones (i.e.: García *et al.*, 2011). Koetz *et al.* (2010) en su análisis de precisión para la generación de cartografía de coberturas del suelo a través de clasificación digital utilizando sensores LiDAR y sensores ópticos, obtienen unos resultados de precisión que varían entre el 31,73% para la clasificación solo con LiDAR, y el 69,15% utilizando únicamente información radiométrica, obteniendo un 75,4% de acierto combinando ambas; evidenciando así la potencialidad que genera la combinación de tecnologías.

Respecto a la utilización de la clasificación digital por el método supervisado con la regla no paramétrica del paralelepípedo, diversos autores afirman de la existencia de mejores resultados utilizando el método *support vector machine* SVM (Koetz *et al.* 2010; García *et al.* 2011) ya que este método no asume distribuciones específicas, siendo más adecuado para entornos complejos (Koetz *et al.*, 2010). Además, si se quiere paliar el efecto de *speckle*, comúnmente conocido como "efecto sal y pimienta", que aparecen con las clasificaciones basadas en píxeles, se recomienda el uso de la clasificación orientada a objetos (Liu y Xia, 2010).

Esta investigación establece que las métricas de estructura vertical, horizontal y biodiversidad, derivadas de los datos LiDAR, permiten delimitar con alta precisión los perímetros de los espacios que han sido quemados. Por tanto, brinda la posibilidad de focalizar los análisis, los recursos económicos, la gestión y planificación en estos espacios que precisan de mayor atención.

## 5. Conclusiones

Los resultados del presente trabajo verifican con éxito la utilidad de los datos LiDAR-PNOA, de baja densidad, para caracterizar la biodiversidad en masas forestales de pino carrasco afectados o no por incendios forestales en un ambiente mediterráneo. Los resultados son positivos y las especificaciones técnicas de los datos LiDAR-PNOA, pertenecientes a la segunda cobertura, son adecuadas para calcular los índices de biodiversidad, las métricas que caracterizan la estructura vertical de las masas forestales, así como las que reflejan la estructura horizontal, constituyendo una información de gran relevancia para la toma de decisiones en la gestión y planificación en espacios naturales. A tenor de los resultados obtenidos para el incendio de 1986, para futuras investigaciones sería interesante analizar los efectos de factores topográficos, pendiente y orientación, y también la severidad sobre la diversidad estructural y la regeneración.

La clasificación digital realizada utilizando las métricas LiDAR de estructura vertical e índices de biodiversidad estructural, muestra una alta precisión en la clasificación binaria que discierne entre espacios quemados y no quemados. Este hallazgo abre la posibilidad de establecer, con cierta exactitud, los perímetros de las áreas quemadas y programar de forma precisa futuras actuaciones en ellas.

Si se pretende precisar la individualización de incendios, queda demostrada la insuficiencia de los datos LiDAR. Para dicho propósito se precisaría de la complementación y combinación de tecnología la LiDAR con información de sensores ópticos de alta resolución. En la actualidad, cabe destacar las oportunidades que brindan las plataformas UAV, las cuales ofrecen productos de alta resolución y empiezan a estar a disposición de los centros de investigación. También se prevé que existiría una mejora en la precisión de los resultados si se reagruparan los incendios recientes en una sola categoría, en vez de que sean categorías separadas, ya que son temporalmente muy próximos y por ende disponen de una estructura vertical muy similar.

Por último, dada la existente apuesta de la administración pública en la generación de datos LiDAR de baja densidad, sería conveniente que el mundo científico propusiera diferentes metodologías en sus diferentes aplicaciones que doten de utilidad y justifiquen así la periodicidad en la recogida de datos.

## 6. Bibliografía

- Aguilar, F. J.; Mills, J. P.; Delgado, J.; Aguilar, M. A.; Negreiros, J. G.; Pérez, J. L. (2010). Modelling vertical error in LiDAR-derived digital elevation models. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65(1), pp. 103-110.
- Alonso-Benito, A.; Arroyo, L.A.; Arbelo, M.; Hernández-Leal, P.; González-Calvo, A.; (2013). Pixel and object-based classification approaches for mapping forest fuel types in Tenerife Island from ASTER data. *Int. J. Wildland Fire* 22, pp. 306–317.
- Alonso-Benito, A.; Arroyo, L.A.; Arbelo, M.; Lorenzo-Gil, A.; Hernández-Leal, P.; Núñez, L. (2012). Cartografiado de modelos de combustible mediante la Fusión de Imágenes WorldView-2 y datos LiDAR. Un caso de estudio en la isla de Tenerife. *XV Simposio Internacional SELPER*.
- ASPRS (2016). LASer File Format Exchange Activities [en línea]. Disponible en: <https://www.asprs.org/committee-general/laser-las-file-formatexchange-activities.html> (última consulta: 29/9/2017)
- Axelsson, P. (2000). DEM generation from laser scanner data using adaptive TIN models. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 33, pp. 110-117.
- Banco de Datos de la Naturaleza (2007) III Inventario Forestal Nacional
- Brokaw, N. V. L.; Lent, R. A. (1999). Vertical structure. In M. L. Hunter (Ed.), *Maintaining biodiversity in forest ecosystems*. Cambridge University Press. Cambridge.
- Cabanillas, A. (2010). *Bases para la gestión de masas naturales de Pinus halepensis Mill. en el Valle del Ebro*. (Tesis doctoral). Universidad Politécnica de Madrid.
- Cabrera, M. (2003). Incidencia de la regeneración natural en los proyectos de ordenación de montes. *Cuadernos de la Sociedad Española de Ciencias Forestales*, (15).
- Chuvienco, E. (2010) *Teledetección ambiental. La observación de la Tierra desde el espacio*. Ariel Ciencia: Barcelona.
- Ciancio, O. (1986) Sylviculture du Pin d'Alep. *Options Méditerranéennes*. Serie Etudes C.I.H.E.A.M 86/I: pp. 47-54.
- Cuadrat J.M. (2004). El clima de Aragón. En: J.L.; Peña, L.A.; M. Sánchez (Eds.), *Geografía Física de Aragón: Aspectos generales y temáticos*. Universidad de Zaragoza e Institución Fernando el Católico, Zaragoza, pp. 3–14.

- Domingo, D.; Lamelas, M.T.; Montealegre, A.L.; de la Riva, J. (2017). Comparison of regression models to estimate biomass losses and CO<sub>2</sub> emissions using low density airborne laser scanning data in a burnt Aleppo pine forest. *European Journal of Remote Sensing* 50 (1), pp. 384-396.
- Evans, J.; Hudak, A.; Faux, R.; Smith, A.M. (2007). Discrete return LiDAR in natural resources: Recommendations for project planning, data processing, and deliverables. *Remote Sensing*, 1, pp. 776-794.
- Falkowski, M.J.; Gessler, P.E.; Morgan, P.; Hudak, A.T.; Smith, A.M.S. (2005). Characterizing and mapping forest fire fuels using ASTER imagery and gradient modeling. *For. Ecol. Manag.* 217 (2-3), pp. 129-146.
- Forman, R.; Godron, M. (1981). Patches and structural components for a landscape ecology. *Bioscience* 31, pp.733-40.
- Franklin, J. F. (1988). Structural and functional diversity in template forests. En E. O. Wilson (Ed.) *Biodiversity*. National academy press. Whashington D.C.
- García, M.; Riaño, D.; Chuvieco, E.; Salas, J.; Danson, F. M. (2011). Multispectral and LiDAR data fusion for fuel type mapping using Support Vector Machine and decision rules. *Remote Sensing of Environment*, 115(6), pp. 1369-1379.
- Garitacelaya, J. (2003). La percepción de la regeneración natural y los síntomas de un nuevo paradigma silvícola. *Cuadernos de la Sociedad Española de Ciencias Forestales*, (15)
- Gaston, K. J. (1996). *Biodiversity: a biology of numbers and difference*. Oxford: Blackwell Science, 1996.
- Gillin P.; Bailey S.; McGuire K.; Prisleyt S. (2015). Evaluation of Lidar-derived DEMs through Terrain Analysis and Field Comparison. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Volume 81, Issue 5, 2015, pp. 387-396.
- Goetz, S. J.; Steinberg, D.; Betts, M. G.; Holmes, R. T., Doran, P. J.; Dubayah, R.;Hofton, M. (2010). Lidar remote sensing variables predict breeding habitat of a Neotropical migrant bird. *Ecology*, 91(6), pp. 1569-1576.
- Guisande C.; Vaamonde A.; Felpeto A. (2011) *Tratamiento de datos con R, STATISTICA y SPSS*. Díaz de Santos: Madrid.
- IGME (2003) Mapa Geológico de España Escala 1:200.000 (2ª serie)
- IGN (2015). Tríptico Informativo PNOA. Disponible en: [http://pnoa.ign.es/PNOAtheme/imagenes/imgPNOA/contenidos/pdf/Triptico\\_PNOA.pdf](http://pnoa.ign.es/PNOAtheme/imagenes/imgPNOA/contenidos/pdf/Triptico_PNOA.pdf) (última consulta: 20/9/2017)
- Jones, T. G.; Arcese, P.; Sharma, T.; Coops, N. C. (2013). Describing avifaunal richness with functional and structural bio-indicators derived from advanced airborne remotely sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, 34 (8), pp. 2689-2713.
- Koetz, B.; Morsdorf, F.; Van der Linden, S.; Curt, T.; Allgöwer, B. (2008). Multi-source land cover classification for forest fire management based on imaging spectrometry and LiDAR data. *Forest Ecology and Management*, 256(3), pp. 263-271.
- Lefsky, M.A.; Cohen, W.B.; Parker, G.G.; Harding, A.T. (2002). Lidar remote sensing for ecosystem studies. *Bioscience* 52 (1), pp. 19-30.
- Lim, K.; Treitz, P.; Wulder, M.; St-Onge, B.; Flood, M. (2003). LiDAR remote sensing of forest structure. *Progress in physical geography*, 27(1), pp. 88-106.
- Lindberg, E.; Roberge, J-M.; Johansson, T.; Hjältén, J. (2015). Can Airborne Laser Scanning (ALS) and Forest Estimates Derived from Satellite Images Be Used to Predict Abundance and Species Richness of Birds and Beetles in Boreal Forest? *Remote Sensing*, 7(4), pp. 4233-4252.
- Listopad, M.C.S.; Drake, J.B.; Masters, R.E.; Weishampel, J.F. (2011). Portable and air-borne small footprint LiDAR: forest canopy structure estimation of fire managed plots. *Remote Sensing*, 3, pp. 1284-1307.

- Listopad, M.C.S.; Masters, R.E.; Drake, J.; Weishampel, J.; Branquinho, C. (2015) Structural diversity indices based on airborne LiDAR as ecological indicators for managing highly dynamic landscapes. *Ecological Indicators*, 57, pp. 268-279.
- Liu, D.; Xia, F. (2010). Assessing object-based classification: advantages and limitations. *Remote Sensing Letters*, 1(4), pp. 187-194.
- Liu, X. (2008) Airborne LiDAR for DEM generation: some critical issues. *Progress in Physical Geography*, 32, pp. 31-49
- Madrigal, J.; Hernando, C.; Martínez, E.; Guijarro, M.; Díez, C. (2005). Regeneración post-incendio de *Pinus pinaster* Ait. en la Sierra de Guadarrama (Sistema Central, España): modelos descriptivos de los factores influyentes en la densidad inicial y la supervivencia. *Investigación agraria. Sistemas y recursos forestales*, 14, pp. 36-51.
- Magnussen, S.; Boudewyn, P. (1998) Derivations of stand heights from airborne laser scanner data with canopy-based quantile estimators. *Canadian Journal of Forest Research* 28, pp. 1016-1031.
- Magurran, A. E. (1988). *Ecological diversity and its measurement*. Princeton University Press, New Jersey, p. 179.
- Maltamo, M.; Næsset, E.; Vauhkonen, J. (2014). *Forestry Applications of Airborne Laser Scanning: Concepts and Case Studies*. Springer, London, p. 464.
- Manrique-Alba, A.; del Campo, A. D.; Gonzalez-Sanchis, M. (2015). Light Detection and Ranging for Implementing Water-Oriented Forest Management in a Semiarid Sub-Catchment (Valencia, Spain). *CLEAN-Soil, Air, Water*, 43(11), pp. 1488-1494.
- Marino, E.; Ranz, P.; Tomé, J.L.; Noriega, M.A.; Esteban, J.; Madrigal, J. (2016) Generation of high-resolution fuel model maps from discrete airborne laser scanner and Landsat-8 OLI: A low-cost and highly updated methodology for large areas. *Remote Sensing of Environment*. Vol. 167, pp. 267-280.
- Martínez-Ruiz, E. (2008). *Manual de valoración de montes y aprovechamientos forestales: valoración ambiental (2a. ed.)*. Madrid, ES: Mundi-Prensa. e.book consultable en biblioteca Unizar: <http://www.ebrary.com>
- McElhinny, C.; Gibbons, P.; Brack, C.; Bauhus, J. (2005). Forest and woodland stand structural complexity: Its definition and measurement. *Forest Ecology and Management*, 218(1-3), pp. 1-24.
- McGaughey, R.J. (2016). *FUSION/LDV: Software for LIDAR Data Analysis and Visualization*, version 3.42. U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Pacific Northwest Research Station, University of Washington, Seattle, p. 179.
- MCPFE (2011). *State of Europe's forest: Status & Trends in sustainable forest management in Europe*. FAO & UNECE.
- Montaghi, A. (2013). Effect of scanning angle on vegetation metrics derived from a nationwide Airborne Laser Scanning acquisition. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 39(1), pp. 152-173.
- Montealegre, A.L. (2017). *Aplicaciones forestales de los datos LiDAR-PNOA en ambiente mediterráneo: Su filtrado e interpolación y el modelado de parámetros estructurales con apoyo en trabajo de campo*. (Tesis doctoral). Universidad de Zaragoza.
- Montealegre, A.L.; Lamelas, M.T.; García-Martín, A.; de la Riva, J.; Escribano, F., (2017). Using low-density discrete ALS data to assess the potential carbon dioxide emission in case of a fire event in a Mediterranean pine forest. *GIScience & Remote Sensing* 54(5), pp. 721-740
- Montealegre, A.L.; Lamelas, M.T.; de la Riva, J. (2015a). Comparison of open source LiDAR filtering algorithms in a Mediterranean forest environment. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8, pp. 4072-4085.
- Montealegre, A.L.; Lamelas, M.T.; de la Riva, J. (2015b). Interpolation routines assessment in ALS derived Digital Elevation Models for forestry applications. *Remote Sensing*, 7: pp. 8631-8654.

- Montero, G.; Grau, J.M.; Ruiz-Peinado, R.; Ortega, C. Cañellas, I. (2000) Tablas de producción para *Pinus halepensis* Mill. *Cuadernos de la Sociedad de Ciencias Forestales*, 10, pp. 183-188.
- Moreno, C. E. (2001). *Métodos para medir la biodiversidad*. M&T-Manuales y Tesis SEA, vol. 1. Zaragoza, p. 84.
- Müller, J.; Moning, C.; Bassler, C.; Heurich, M.; Brandl, R. (2009). Using airborne laser scanning to model potential abundance and assemblages of forest passerines. *Basic Appl. Ecol.* 10, pp. 671-681.
- Mutlu, M.; Popescu, S.C.; Stripling, C.; Spencer, T. (2008). Mapping surface fuel models using LiDAR and multispectral data fusion for fire behavior. *Remote Sensing Environment*, 112, pp. 274-285.
- Noss, R. F. (1990). Indicators for monitoring biodiversity: A hierarchical approach. *Conservation Biology*, 4(4), pp. 355-364.
- Ojeda, J.C. (2017). La tecnología LiDAR en el PNOA. Presente y futuro (Presentación). Universidad Miguel Hernández (Elche) disponible en: <http://mastervcs.edu.umh.es/2017/05/23/la-tecnologia-lidar-en-el-pnoa-presente-y-futuro/> (última consulta: 29/9/2017)
- O'Neill, R. V.; Hunsaker, C. T.; Jones, K. B.; Riitters, K. H.; Wickham, J. D.; Schwartz, P. M.; Baillargeon, W. S. (1997). Monitoring environmental quality at the landscape scale. *Bio-science*, 47(8), pp. 513-519.
- Parker, G. G.; Russ, E. M. (2004). The canopy surface and stand development assessing forest canopy structure and complexity with near-surface altimetry. *Forest Ecology and Management*, 189, pp. 307-315.
- Peña, J.L.; Lozano, M.V. (2004). Las unidades del relieve aragonés. En: J.L.; Peña L.A.; Longares; M. Sánchez (Eds.), *Geografía Física de Aragón: Aspectos generales y temáticos*. Universidad de Zaragoza e Institución Fernando el Católico, Zaragoza, pp. 3-14.
- R Core Team (2017). *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <http://www.R-project.org/>.
- Riaño, D.; Chuvieco, E.; Ustin, S.L.; Salas, J.; Rodríguez-Pérez, J.R.; Ribeiro, L.M.; Viegas, D.X.; Moreno, J.M.; Fernández, H. (2007). Estimation of shrub height for fuel-type mapping combining airborne LiDAR and simultaneous color infrared ortho imaging. *Int. J. Wildland Fire* 16, pp. 341-348.
- Rodrigues, M.; Ibarra, P.; Echeverría, M.; Pérez-Cabello, F., de la Riva, J. (2014). A method for regional-scale assessment of vegetation recovery time after high-severity wildfires: Case study of Spain. *Progress in Physical Geography*, 38(5), pp. 556-575.
- Ruiz, A.; Kornus, W. (2003). Experiencias y aplicaciones del Lidar. *V Semana Geomática de Barcelona*, 11(03).
- Seavy, N.E.; Viers, J.H.; Wood, J.K. (2009). Riparian bird response to vegetation structure: a multiscale analysis using LIDAR measurements of canopy height. *Ecological Applications* 19, pp. 1848-1857.
- Serrada, R. (2003). Regeneración natural: situaciones, concepto, factores y evaluación. *Cuadernos de la Sociedad Española de Ciencias Forestales*, (15).
- Shannon, C.E.; Warren, W. (1949). *A Mathematical Model of Communication*. University of Illinois Press, Urbana, IL.
- Smith, G. F.; Gittings, T.; Wilson, M.; French, L.; Oxbrough, A.; O'donoghue, S.; O'Halloran J.; Kelly D.; Mitchell F.; Kelly T.; Iremonger, S.; McKee A.; Giller P. (2008). Identifying practical indicators of biodiversity for stand-level management of plantation forests. *Biodiversity and Conservation*, 17(5), pp. 991-1015.
- Su, J.; Bork, E. (2006). Influence of vegetation, slope, and lidar sampling angle on DEM accuracy. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 72(11), pp. 1265-1274

- Vogeler, J.C.; Cohen, W.B. (2016). A review of the role of active remote sensing and data fusion for characterizing forest in wildlife habitat models. *Spanish Association of Remote Sensing*, 45, pp. 1-14.
- Vosselman, G.; Maas, H.-G. (2010). *Airborne and Terrestrial Laser Scanning*. Whittles Publishing, Dunbeath, Escocia, p. 318:
- Web of Science. (2017). *Web of Science*. [online] Thomson Reuters Available at: <https://apps.webofknowledge.com> [Último acceso 7 jul. 2017].
- Wilson, E. O. (1987). An urgent need to map biodiversity. *Scientist*, 1(6), pp. 1-11.
- Zimble, D. A.; Evans, D. L.; Carlson, G. C.; Parker, R. C.; Grado, S. C.; Gerard, P. D. (2003). Characterizing vertical forest structure using small-footprint airborne LiDAR. *Remote sensing of Environment*, 87(2), pp. 171-182.
- Zlinszky, A.; Heilmeyer, H.; Balzter, H.; Czúcz, B.; Pfeifer, N. (2015). Remote Sensing and GIS for Habitat Quality Monitoring: New Approaches and Future Research. *Remote Sensing*, 7 (6), pp. 7987-7994.

## Anexo 1:

### Script 1

El presente script ejecuta una serie de funciones para convertir la malla de puntos en formato \*.las a un MDE

```
# Import arcpy module
import arcpy
import os
arcpy.CheckOutExtension("3D")
arcpy.env.workspace = "D:\\MCC"

#Contador
a=1
#Lectura de los diferentes archivos *.las
las = os.listdir("D:\\MCC\\")

for files in las:
# Local variables:
    archivo = files
    lasd = "D:\\resultados\\"+ str(a)+".lasd"
    lasLyr= "lasLyr "+str(a)
    outRaster= "D:\\resultados_nat\\"+ str(a)+ ".tif"
# Proceso:
# Creación del LasDataset
    arcpy.CreateLasDataset_management(archivo, lasd, "NO_RECURSION", "", "PRO-
JCS['ETRS_1989_UTM_Zone_30N',GEOGCS['GCS_ETRS_1989',DATUM['D_ETRS_1989',SPHE-
ROID['GRS_1980',6378137.0,298.257222101]],PRIMEM['Greenwich',0.0],UNIT['De-
gree',0.0174532925199433]],PROJECTION['Transverse_Mercator'],PARAME-
TER['False_Easting',500000.0],PARAMETER['False_Northing',0.0],PARAMETER['Cen-
tral_Meridian',-3.0],PARAMETER['Scale_Factor',0.9996],PARAMETER['Lati-
tude_Of_Origin',0.0],UNIT['Meter',1.0]]", "NO_COMPUTE_STATS", "ABSOLUTE_PATHS",
"NO_FILES")
    print "lasdataset creado "+ str(a)

#Creación del Laslayer: aquí se transforma de LasDataset a LasLayer. El valor
numeric nos permite seleccionar la categoría que queuremos utilizar, en este
caso el suelo.
    arcpy.management.MakeLasDatasetLayer(lasd, lasLyr, 2, "")
    print "laslayer creado "+ str(a)
#Create raster. Con esta funcion se genera el MDE en format raster mediante
triangulación
    arcpy.conversion.LasDatasetToRaster(lasLyr, outRaster, 'ELEVATION', 'TRIAN-
GULATION NATURAL_NEIGHBOR NO_THINNING MAXIMUM 0', 'FLOAT', 'CELLSIZE', 1, 1)
    print "raster creado "+ str (a)
a+=1
```

## Script 2

### Automatización del cálculo de los índices LHDI y LHEI con R

```
# Establece el directorio de trabajo
setwd("D:/D06_MTIG/TFM/densitymetrics")

# Lectura CSV Density metrics
tab1=read.csv('24_all_returns.csv', sep=',')
# Lectura CSV Grid metrics con el objetivo de extraer las coordenadas de los
puntos
tab2 <- read.csv('D:/D06_MTIG/TFM/gridmetrics/24_all_returns_eleva-
tion_stats.csv')

# Calculo Pi
porcen<- (tab1[,5:68]/tab1$total.pt.count)
porcen[porcen==Inf]=0 # Conversión de los infinitos en 0
porcen <- replace(porcen, is.na(porcen), 0) # Conversión de los no data en 0

#Cálculo de LHDI
lhdi=-(porcen*log(porcen))
lhdi$sum_lhdi=0 #creación de la nueva columna
lhdi$sum_lhdi= rowSums (lhdi[ , 1:64], na.rm = T) #sumatorio de toda la fila,
para obtener el valor final de LHDI
lhdi$sum_lhdi<- round(lhdi$sum_lhdi, digits = 2) #redondeo a 2 decimales
lhdi[lhdi==Inf]=0 # Conversión de los infinitos en 0
lhdi <- replace(lhdi, is.na(lhdi), 0) # Conversión de los no data en 0

lhei <- lhdi/log(tab1$n_clases)
lhei[lhei==Inf]=0
lhdi$lhei <- rowSums (lhei[,1:64],na.rm = T)

stat_fin <- cbind(tab1$row,tab1$col, tab2$center.X, tab2$cen-
ter.Y,lhdi$sum_lhdi,lhdi$lhei,tab2$Elev.mean,tab2$Elev.stddev,tab2$Elev.skew-
ness,tab2$Elev.kurtosis,tab2$Percentage.first.returns.above.0.20,tab2$Canopy.re-
lief.ratio,tab2$Elev.P90,tab2$Elev.P95,tab2$Elev.P99)
stat_fin <- data.frame(stat_fin)
stat_fin <- round(stat_fin, digits = 2)
colnames(stat_fin) <- c("row","col","X","Y","lhdi","lhei","elev Mean","elev
Std","elev Skness","elev kurt","FCC","cannopy relief ratio","p90","p95","p99")
write.table(stat_fin, file="D:/D06_MTIG/TFM/estadisticas/stat_24.txt", row.names
= FALSE, sep = '\t')
```

### Script 3

Este script permite dividir el mosaico creado con los anteriores rasters (script 1) en 25 subsets con las medidas y formato (\*.asc) requeridas por FUSION

```
# Import arcpy module
import arcpy
from arcpy.sa import*
import os
arcpy.env.workspace = "D:\D06_MTIG\TFM\mdt_subsets\subsets"
arcpy.env.overwriteOutput = True
arcpy.CheckOutExtension("spatial")

#Contador
a=0

#capas
sub = arcpy.ListFeatureClasses("*", "polygon") #Aquí lee todos los elementos con
geometría polygonal del directorio de trabajo
mosaico= "mosaico_ok.tif"

#selección del subset
for files in sub:
# Local variables:
    archivo = files
    capasalida1 = "D:\\resultados\\"+ str (sub)+".tif"
    capasalida2= "D:\\resultados\\"+ str (sub)+".asc"

#generación de la máscara
    arcpy.gp.ExtractByMask_sa(mosaico, archivo, capasalida1)
    print capasalida1
# Raster to ASCII
    arcpy.RasterToASCII_conversion(capasalida1, capasalida2)
    print "ASCII creado "+ str (sub)
    print "FIN DE LA CUADRICULA "+ str (sub)
    a+=1

print "final del proceso"
```

## Script 4

### Calculo de los test de Anderson Darling, Levene y Kruskal Wallis

```
# Directorio de trabajo
setwd("D:/D06_MTIG/TFM/estadisticas/")
#Lectura de la tabla de variables
original=read.table('variables.txt',sep=';', header = T)
#Subset para hacer agrupaciones
x <- subset(original,original$incendiado==1 |original$incendiado==2)

library(nortest)

#Vector contador para que corran las columnas
vec <- c(5:37)
tabla1 <- data.frame(matrix(ncol=3,nrow = 0))#nueva tabla donde alojar datos
tabla2 <- data.frame(matrix(ncol=3,nrow = 0))#nueva tabla donde alojar datos

for (f in vec){
  test<- ad.test(x[,f]) Calculo del test
  tabla1 <- cbind(names(x[f]),test$statistic,test$p.value)# tabla del resultado
de la variable X
  tabla2 <- rbind(tabla2,tabla1) # tabla donde se alojan todos los resultados de
todo el bucle
}
#Exportación de los resultados de Anderson Darling
write.table(tabla2, "ad_test_6.txt", sep=";")

#seleccion de la agrupación
var <- subset(original,original$incendiado==1 |original$incendiado==2)
var$incendiado <- as.factor(var$incendiado) #Convertir a factor
variable <- var
fac <- var$incendiado

# levene test
library(car)
vec <- c(5:15,18:20)
tabla3 <- data.frame(matrix(ncol=3,nrow = 0))
tabla4 <- data.frame(matrix(ncol=3,nrow = 0))

for (f in vec){
  test<- leveneTest(variable[,f]~fac, center=mean)

  tabla3 <- cbind(names(variable[f]),test$Df,test$`F value`,test$`Pr(>F)` )
  tabla4 <- rbind(tabla4,tabla3)
}
write.table(tabla2, "levene_test_noinc_inc.txt", sep=";")

# kruskal.test
tabla5 <- data.frame(matrix(ncol=3,nrow = 0))
tabla6 <- data.frame(matrix(ncol=3,nrow = 0))

for (f in vec){
  test_kw <- kruskal.test(variable[,f]~fac)

  tabla5 <- cbind(names(variable[f]),test_kw$statistic,test_kw$parameter,
test_kw$p.value)
  tabla6 <- rbind(tabla6,tabla5)
}

write.table(tabla4, "kruskal_noinc_inc.txt", sep=";")
```